

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
REpubLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبو بكر بلقايد -

تلمس - تلمسان -

Université Aboubakr Belkaïd- Tlemcen -  
Faculté de TECHNOLOGIE



## THESE

Présentée pour l'obtention du **grade de DOCTEUR EN SCIENCES**

**En** : Télécommunication

**Spécialité** : Télécommunication

**Par** : Mme SEKKAL Wassila Epouse BOUAYAD.AGHA

### Sujet

**Imagerie micro-onde pour la détection et la localisation du cancer du sein.  
Application d'une approche neuronale**

Soutenue publiquement, en 2018, devant le jury composé de :

Mr BENDIMERAD Fethi Tarik	Professeur	Univ. Tlemcen	Président
Mr MERIAH Sidi Mohammed	Professeur	Univ. Tlemcen	Directeur de thèse
Mr MERAD Lotfi	Professeur	ESSA de Tlemcen	Co-directeur de thèse
Mr LASRI Boumediene	Professeur	Univ. Saida	Examineur 1
Mr BENTOUTOU Youcef	Directeur de recherche	CDS-Oran	Examineur 2
Mr CHOUITI Sidi Mohemmed	Maitre de conférences B	Univ. Tlemcen	Membre invité

## Dédicaces

*Je dédie cette thèse*

*À la mémoire de mon très cher père ALLAH yerahmou.*

*À ma très chère mère.*

*À mon très cher époux Djalal, qui a été toujours là à mes côtés.*

*À mon très cher et adorable petit garçon Amine*

*À ma belle mère*

*À mes très chers frères, ainsi que leurs petites familles.*

*À toute ma famille . . .*

*À tous mes collègues de la Faculté de Technologie  
en particulier les laborantins du département de Génie Biomédical*

*Ainsi que les membres du Laboratoire LTT.*

## Remerciements

*Je remercie **ALLAH** le Tout Puissant, qui m'a donné la force, la patience, le courage et m'a permis de concilier entre ma vie familiale, professionnelle et mes études.*

*Je témoigne ma gratitude à mon encadreur, Monsieur **S.M MERIAH**, Professeur à l'Université Abou Bekr Belkaid de Tlemcen et directeur du laboratoire LTT, pour son encadrement tout au long de l'élaboration de cette thèse. Sa compétence, son dynamisme, sa confiance et sa rigueur m'ont permis d'achever ma thèse dans de très bonnes conditions.*

*Mes très vifs remerciements, accompagnés de toute ma gratitude, vont à mon co-encadreur Monsieur **L.MERAD**, Professeur au sein de l'Ecole Supérieure en Sciences Appliquées de Tlemcen, pour sa disponibilité et ses encouragements. Je lui suis également reconnaissante pour le temps qu'il m'a accordé, pour ses remarques, ses conseils constructifs et prépondérants dans la réussite de ce travail.*

*Je remercie profondément, Monsieur **F.T.BENDIMRED**, Professeur au Département des Télécommunications de la faculté de Technologie de l'Université de Tlemcen, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de cette thèse.*

*Je remercie vivement Monsieur **Y. BENTOUTOU** Directeur de recherche au CDS-Oran et Monsieur **B.LASRI** Professeur à l'Université de SAIDA pour l'intérêt qu'ils ont porté à mes travaux en acceptant d'examiner cette thèse.*

*Je remercie Monsieur **S.M.CHOUTI** maître de conférences B à l'Université Abou Bakr Belkaid de Tlemcen, d'avoir accepté de participer au jury.*

*Je tiens à remercier aussi le Professeur **L.HENAOUI**, Médecin spécialiste en épidémiologie au service d'épidémiologie et médecine préventive du CHU de Tlemcen pour tous les documents sur les statistiques du cancer du sein en Algérie qu'elle m'a fourni ainsi que le précieux temps qu'elle m'a alloué.*

*Mes remerciements vont aussi à tous ceux et celles qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail. Monsieur **Z.E.ACHERIF**, Maitre-assistant à l'Université Abou Bekr-Belkaid de Tlemcen, pour les heures qu'il a passé avec moi a effectué la traduction des articles, à Madame **A.Baba Hamed** Chef de service des laboratoires d'électronique 2 de la faculté de Technologie pour avoir sacrifié de nombreux jours à relire cette thèse, ainsi qu'a mademoiselle*

*Z. Bendahmane et DJ.ZIANI pour leur soutien moral et leurs encouragements, sans oublié Monsieur M. SOUNA pour son aide précieuse pour la mise en forme de cette thèse.*

*Aussi, je réserve une mention spéciale pour mon mari **Djalal**. Je lui serai toujours reconnaissante pour l'effort qu'il a investi dans l'élaboration et l'achèvement de cette thèse.*

*Enfin, ces quelques lignes ne pourront jamais exprimer la reconnaissance que j'éprouve envers toutes les personnes qui ont contribué par leurs conseils, aides et encouragements pour l'aboutissement de ce travail. Merci mille fois.*

## RESUME

Récemment, l'imagerie micro-onde a été proposée comme une technique de détection précoce du cancer du sein. Elle est basée sur le contraste intrinsèque des propriétés diélectriques des tissus mammaires sains et cancéreux aux fréquences micro-onde. Une impulsion ultra large bande est transmise à travers le sein et une partie de celle-ci est diffusée; le signal reçu par des antennes entourant le sein est analysé pour révéler l'existence et l'emplacement de la tumeur.

L'étude réalisée dans cette thèse se concentre essentiellement sur la détection du cancer du sein à un stade précoce, en utilisant plusieurs configurations du système d'imagerie micro-onde. La technique proposée est basée sur l'utilisation de deux approches : les réseaux de neurones artificiels (RNA) et les machines à vecteur de support (SVM).

En utilisant l'environnement CST, nous avons modélisé un prototype mammaire où une tumeur de forme sphérique de 0.25 cm de rayon est placée à des positions arbitraires. Deux antennes rectangulaires de type micro-ruban ultralarge bande ont été utilisées pour transmettre et recevoir des impulsions à une fréquence de 4 GHz. Afin d'avoir les sept configurations du système d'imagerie micro-onde utilisées pour générer les différentes bases de données, nous avons procédé à une rotation de l'antenne émettrice d'un angle allant de  $0^\circ$  à  $90^\circ$  avec un pas de  $15^\circ$ .

Le fait de procéder à une rotation de l'antenne émettrice, nous avons pu avoir un résultat satisfaisant en termes de détection et de localisation d'une tumeur du sein à un stade précoce en utilisant les RNAs et l'approche SVM. Les deux modèles proposés sont très prometteur pour la détection précoce des tumeurs allant jusqu'à 0.25 cm de résolution.

**Mots clés:** Cancer du sein, Détection et localisation, Imagerie micro-onde, Réseau de Neurones Artificiel (RNA), Machine à Vecteur de Support (SVM).

## ABSTRACT

In recent times, the microwave imaging has been suggested as an early method of detection of the breast tumors. It is founded on the contrast of the dielectric properties of the healthy and cancerous breast tissues to the microwave frequencies.

An ultra-wide band pulse is transmitted through the breast and a part of it is diffused. The signal received by the antennas surrounding the breast is examined to discover the existence and the location of the tumor.

The proposed technique is based on the use of two approaches: the artificial neural networks (ANN) and the support vector machines (SVM). We have modeled a prototype of breast where a spherical tumor of 0.25 cm of radius is placed at arbitrary positions.

By using the CST environment, a mammary prototype was modeled, where a 0.25 cm of radius spherical tumor is placed at arbitrary positions. Two rectangular antennas of micro-ruban ultra-wide band type were used to transmit and receive the impulsions at a frequency of 4 GHz.

In order to have the seven used configurations of the micro wave imaging system to generate the different data base, we have proceeded by a rotation of the transmitting antenna of an angle going from  $0^\circ$  to  $90^\circ$  with a step of  $15^\circ$ .

The fact to proceed to a rotation of the transmitting antenna, we were able to get a satisfied result in terms of detection and location of an early tumor of breast using the RNAs and the SVM approach. The two proposed models are very promising for the early detection of tumors going up to 0.25 cm of resolution.

**Keys words:** Breast cancer, detection, micro wave imaging, Artificial Neural Networks (ANN), Support Vector Machines (SVM).

## المخلص

في الآونة الأخيرة, تم اقتراح التصوير بالموجات الصغرى كأسلوب للكشف المبكر عن سرطان الثدي. و هو مبني على التباين الجوهري لخصائص العزل الكهربائي للأنسجة الثديية الصحية و السرطانية عند ترددات الميكروويف.

ينتقل نبضة نطاق عريض جداً من خلال الثدي وينتشر جزء منها ، ويتم تحليل الإشارة المستقبلية من الهوائيات المحيطة بالثدي للكشف عن وجود الورم وموقعه.

وتركز الدراسة التي أجريت في هذه الأطروحة بشكل أساسي على الكشف عن سرطان الثدي في مرحلة مبكرة ، باستخدام عدة تشكيلات لنظام التصوير بالموجات الصغرى. وتستند التقنية المقترحة إلى استخدام نهجين: شبكات الخلايا العصبية الاصطناعية وآلة ناقل الحركة.

باستخدام بيئة سي أ تي قمنا بتصميم نموذج أصلي للثدي حيث تم وضع ورم كروي نصف قطره 0.25سم في مواقع تعسفية . تم استخدام اثنين من الهوائيات الصغيرة مستطيلة الشكل و واسعة النطاق لنقل و استقبال النبضات بمعدل ثابت بتردد 4 جيجا هرتز.

من أجل الحصول على التكوينات السبعة لنظام التصوير بالموجات الصغرى المستخدم في إنشاء قواعد بيانات مختلفة ، شرعنا في دوران هوائية الإرسال بزواوية تتراوح من 0° إلى 90° بخطوة 15°.

من خلال تدوير هوائية الإرسال ، يمكن أن يكون لدينا نتيجة مرضية من حيث الكشف وتحديد موقع ورم الثدي في المراحل المبكرة ولذلك ، كلا النموذجين واعدان جدا للكشف المبكر عن الأورام التي تصل إلى دقة 0.25 سم.

## الكلمات المفتاحية

سرطان الثدي, الكشف, التصوير بالموجات الصغرى, شبكات الخلايا العصبية الاصطناعية, وآلة ناقل الحركة

# Sommaire

---

Dédicaces .....	i
Remerciements .....	ii
RESUME .....	iv
ABSTRACT .....	v
الملخص .....	vi
Sommaire .....	vii
Tables des figures .....	x
Tables des tableaux .....	xii
Tables des organigrammes .....	xiii
Introduction Générale .....	1

## **Chapitre 1: Imagerie micro-onde pour la détection du cancer du sein**

1.1	Introduction .....	6
1.2	Imagerie médicale pour le dépistage du cancer du sein .....	7
1.2.1	Mammographie.....	7
1.2.2	Echographie.....	9
1.2.3	Imagerie par résonance magnétique.....	9
1.3	Imagerie micro-onde .....	11
1.3.1	Imagerie micro-onde passive .....	12
1.3.2	Imagerie micro-onde hybride.....	12
1.3.3	Imagerie micro-onde active .....	13
1.3.3.1	Tomographie.....	13
1.3.3.2	Technique d'imagerie micro-onde radar ULB .....	13
1.4	Propriétés diélectriques des tissus mammaires .....	14
1.5	Imagerie micro-onde pour la détection du cancer du sein.....	17
1.5.1	Travaux réalisés sur la détection du cancer du sein .....	18
1.6	Conclusion.....	19

## **Chapitre 2: Application des réseaux de neurones dans l'imagerie micro-onde (Détection et Localisation)**

2.1	Introduction .....	20
2.2	Etat de l'art sur l'application des réseaux de neurones dans l'imagerie micro-onde .....	21
2.3	Etude du système d'imagerie micro-onde pour la détection du cancer du sein .....	24
2.3.1	Fantôme mammaire .....	24
2.3.2	Antenne micro-ruban rectangulaire .....	26
2.4	Détection et localisation de la tumeur par réseau de neurones .....	29
2.4.1	Perceptron multicouche .....	29
2.4.2	Algorithme d'apprentissage .....	30
2.4.3	Construction et validation des réseaux de neurones pour différentes configurations du système d'imagerie micro-onde .....	30
2.4.3.1	Positionnement de l'antenne et création des bases de données .....	31
2.4.3.2	Génération du vecteur d'entrée du réseau de neurones .....	36
2.4.3.3	Dimensionnement et création du réseau de neurones .....	37
2.4.3.4	Phase d'apprentissage .....	40
2.5	Résultats et discussions .....	48
2.6	Conclusion.....	55

## **Chapitre 3: Détection du cancer du sein par imagerie micro-onde. Application de l'approche SVR**

3.1	Introduction .....	57
3.2	Machine à vecteur de support .....	58
3.3	Régression à vecteur de support .....	58
3.4	Détection et localisation d'une tumeur mammaire par l'approche SVM .....	59
3.4.1	Construction et validation du SVM pour différentes configurations du système d'imagerie micro-onde .....	60
3.4.2	Positionnement de l'antenne et création des bases de données .....	61
3.4.3	Création du modèle par SVM .....	61
3.5	Résultats et discussions .....	62
3.6	Conclusion.....	74
	Conclusion Générale et Perspectives.....	75

## **Annexe A: Interpolation Cubique d'Hermite**

A.1	Introduction .....	78
A.2	Interpolation polynomiale d'Hermite .....	78
□	Avantages .....	81
□	Inconvénients .....	81

## **Annexe B: Régression par les machines à vecteurs supports**

B.1	Introduction .....	82
B.2	La régression par les machines a vecteur de support .....	82
B.3	Les avantages du SVR.....	87
	Références.....	88
	RESUME .....	100
	الملخص .....	100

## Tables des figures

---

### Chapitre 1

Figure 1.1 Composants d'une mammographie [Cheikhrouhou_2012].....	8
Figure 1.2 Exemple d'IRM mammaire bi-sein. [Cheikhrouhou_2013].....	10
Figure 1.3 Résumé des méthodes pour l'imagerie micro-onde. ....	12
Figure 1.4 (a) Constante diélectrique et (b) Conductivité des résultats de mesure de Lazebnik et al. [Lazebnik_2007]. La ligne continue sur les graphiques représente des échantillons de tissu qui avaient 85 à 100% d'adipose; la ligne discontinue est comprise entre 31 et 84% et la ligne pointillée est 0-30% adipeuse.....	16
Figure 1.5 (a) Constante diélectrique et (b) Conductivité des résultats de mesure de Lazebnik et al. [Lazebnik_2007b]. La ligne continue sur les graphiques représente la teneur en tissu malin supérieure à 70%; la ligne discontinue au moins 50% de tissu malin et la ligne pointillée moins de 30% de tissu malin.....	17

### Chapitre 2

Figure 2.1 Prototype du sein avec tumeur. ....	25
Figure 2.2 Antenne micro-ruban [Seladji_2013]. ....	27
Figure 2.3 Coefficient de réflexion de l'antenne micro-ruban.....	28
Figure 2.4 Système d'imagerie micro-onde pour la détection du cancer du sein. ....	28
Figure 2.5 Perceptron multicouches.....	30
Figure 2.6 Positions de l'antenne émettrice. ....	32
Figure 2.7 Système d'imagerie micro-onde pour différentes position de l'antenne émettrice.....	33
Figure 2.8 Spectre de la cinquième dérivée comparée avec le masque de la FCC. ....	34
Figure 2.9 Impulsion gaussienne transmise prédéfinie sous CST.....	34
Figure 2.10 Impulsion gaussienne reçue par l'antenne micro-ruban rectangulaire. ....	34
Figure 2.11 Le schéma synoptique du modèle.....	38
Figure 2.12 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 0°.....	41
Figure 2.13 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 15°.....	42
Figure 2.14 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 30°.....	42
Figure 2.15 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 45°.....	43
Figure 2.16 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 60°.....	43
Figure 2.17 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 75°.....	44
Figure 2.18 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 90°.....	44
Figure 2.19 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 0°. ....	46
Figure 2.20 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 30°. ....	46
Figure 2.21 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 45°. ....	46
Figure 2.22 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 60°. ....	47
Figure 2.23 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 75°. ....	47
Figure 2.24 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 90°. ....	47

### Chapitre 3

Figure 3. 1 Fonction de perte linéaire $\epsilon$ -insensible [Du_2011].	59
Figure 3. 2 Schéma synoptique du modèle SVR.	62
Figure 3. 3 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à $0^\circ$ .	67
Figure 3. 4 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à $15^\circ$ .	68
Figure 3. 5 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à $30^\circ$ .	69
Figure 3. 6 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à $45^\circ$ .	70
Figure 3. 7 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à $60^\circ$ .	71
Figure 3. 8 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à $75^\circ$ .	72
Figure 3. 9 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à $90^\circ$ .	73

### Annexe B

Figure B. 1 Régression unidimensionnelle linéaire [Mariette_2015].	83
Figure B. 2 Fonction de régression non linéaire.[kernel_2007].	84
Figure B. 3 Image détaillée de la bande epsilon avec des variables ressorts et des points de données sélectionnés	84
Figure B. 4 Performance du SVM dans le cas de la régression [kernel_2007].	87

## Tables des tableaux

---

### Chapitre 2

Tableau 2. 1 Dimensions du fantôme du sein. ....	25
Tableau 2. 2 Dimensions du fantôme du sein. ....	26
Tableau 2. 3 Dimensions de l'antenne micro-ruban rectangulaire.....	27
Tableau 2. 4 Nombre de neurones de la couche d'entrée. ....	37
Tableau 2. 5 Paramètres du RNA pour une antenne émettrice à 0°, 15°, 30°, 45°, 60°, 75° et 90°. ....	45
Tableau 2. 6 Position de la tumeur et la sortie du RNA pour une antenne placée à 0°, 15°, 30° et 45°. ....	49
Tableau 2. 7 Position de la tumeur et la sortie du RNA pour une antenne placée à 60°, 75° et 90°. ....	50
Tableau 2. 8 Position de la tumeur et la sortie du RNA pour une antenne placée à 0°, 15°, 30° et 45°. ....	52
Tableau 2. 9 Position de la tumeur et la sortie du RNA pour une antenne placée à 60°, 75° et 90°. ....	53
Tableau 2. 10 Taux de reconnaissance et l'erreur relative pour chaque emplacement d'antenne. ....	55

### Chapitre 3

Tableau 3. 1 Position de la tumeur et la sortie du SVR pour une antenne placée à 0°, 15°, 30° et 45°. ....	63
Tableau 3. 2 Position de la tumeur et la sortie du SVM pour une antenne placée à 60°, 75° et 90°. ....	64
Tableau 3. 3 Taux de détection et de localisation pour chaque emplacement d'antenne à la sortie du RNA et du SVR. ....	65

## Tables des organigrammes

---

### Chapitre2

Organigramme 2. 1 Différentes étapes pour la détection et la localisation des tumeurs mammaires par RNA. ....	31
Organigramme 2. 2 Différentes étapes pour la création de la base de données. ....	35
Organigramme 2. 3 Différentes étapes pour la génération du vecteur d'entrée. ....	36
Organigramme 2. 4 Différentes étapes pour l'apprentissage du RNA. ....	39

### Chapitre3

Organigramme 3. 1 Différentes étapes pour la détection et la localisation des tumeurs mammaires par SVR. ....	60
---	----

---

---

## Introduction Générale

---

---

Au cours de ces dernières décennies, l'incidence du cancer en général et du sein en particulier a considérablement augmenté, il est en progression constante particulièrement dans les pays industrialisés [GLOBOCAN\_2012]. Le cancer du sein fait partie des affections tumorales les plus courantes chez la femme, il se situe en première position parmi les cancers de la femme [Hamdi\_2010].

En Algérie, environ 40 000 nouveaux cas du cancer du sein sont diagnostiqués chaque année, par exemple et dans la wilaya de Tlemcen en particulier, le taux d'incidence standardisé par âge (ASR) était de 75 pour 100 000 femmes en 2016, ce taux reste faible pour les femmes de 30 ans puis il croît pour celles ayant un âge compris entre 45 et 70 ans [Megueni\_2016]. Donc, il est à noter que dans cette wilaya, comparativement aux autres régions d'Algérie, le cancer du sein occupe la première place en termes d'incidence chez la femme [Megueni\_2014]. De plus, le cancer du sein, touche autant la femme jeune que la femme ménopausée, ce qui complique son dépistage. L'âge médian considéré est de 47 ans, c'est dire que 50% des cancers du sein ont lieu avant cet âge [ZITOUNI\_2014].

Dans notre pays, 3500 décès des femmes atteintes du cancer du sein sont enregistrés par an [Hennaoui\_2013], contrairement aux pays développés où la mortalité par ce cancer connaît une stabilité voire une diminution [GLOBOCAN\_2012] et cela signifie que le cancer du sein n'est pas une maladie incurable car le facteur clé est de le diagnostiquer de manière fiable dans les

premiers stades, ce qui souligne qu'une détection précoce du cancer augmenterait considérablement la chance de la réussite du traitement.

Les méthodes de diagnostic clinique les plus couramment utilisées pour le cancer du sein sont la mammographie radiographique, l'échographie et l'imagerie par résonance magnétique (IRM) [Elmore\_1998], [Kuhl\_2005]. Ces trois méthodes sont utilisées dans les examens médicaux réguliers ou pour le diagnostic du cancer du sein chez les patientes sans symptômes, elles sont indolores comparées à la biopsie médicale et sont largement utilisées dans le diagnostic clinique. Cependant, nous constatons d'autres inconvénients à ces trois méthodes, par exemple lorsque nous utilisons la mammographie radiographique [Kuhl\_2005], les rayonnements ionisants de haut niveau impliqués sur les patientes sont nocifs dont ils peuvent causer aussi la cancérisation de tissus sains. À côté de cela, la mammographie est assez douloureuse en raison de la compression mammaire. Avec l'utilisation du système d'échographie [Kuhl\_2005], il est difficile de détecter les tissus cancéreux profonds ou solides. Alors que le système IRM [Kuhl\_2005] fournit des images de très haute résolution des tissus mous, en particulier pour les petites tumeurs, ces processus de diagnostic très coûteux et longs sont des défauts majeurs. Ces limitations motivent le besoin d'autres méthodes capables de les surmonter d'une manière rentable. Parmi ces méthodes, nous proposons l'imagerie micro-onde qui semble être la meilleure alternative [Paulsen\_1999], [Meaney\_1999], [Fear\_2002], [Bond\_2003], [Li\_2004], [Shannon\_2005].

L'imagerie micro-onde utilisée pour la détection du cancer est basée sur la différence entre les propriétés électriques des tissus cancéreux et voisins, ces propriétés dépendent principalement de la permittivité relative et de la conductivité du milieu. Une vaste gamme d'études [Joines-1994], [Gabriel\_1996], [Campbell\_1992], [Gabriel\_1996], [Jossinet\_1999] a révélé que la teneur en eau dans les tissus détermine leur permittivité relative. Donc, les tissus à forte teneur en eau, telles que les tumeurs, ont une permittivité relative plus élevée que les tissus à faible teneur en eau, telles que les graisses. En sachant que la détection du cancer basée sur l'imagerie micro-ondes repose sur la différence de permittivité relative entre les tissus sains et malins, alors la différence entre les propriétés diélectriques de ces tissus ainsi que l'utilisation des fréquences non ionisantes font de l'imagerie micro-ondes une alternative appropriée pour la détection du cancer du sein. L'imagerie micro-onde est une technique de dépistage prometteuse car elle prévient à la fois les rayonnements ionisants et la compression mammaire, elle est également moins cher et a

un potentiel pour détecter les très petites tumeurs [spandana\_ 2014]. Cette méthode implique la transmission des signaux Ultra Large Bande (ULB) à travers les tissus mammaires et elle enregistre les signaux reçus à partir des différents emplacements. Comme les propriétés diélectriques de la tumeur diffèrent des tissus mammaires sains, alors cela implique que les signaux réfléchis et diffusés seront différents pour les deux types de tissus [Sha\_2002]. Il existe deux méthodes principales utilisées dans l'ULB [Abbosh\_2007]: (i) La tomographie par micro-ondes, dans laquelle les équations du champ électromagnétique direct et inverse sont résolues pour détecter l'emplacement de la tumeur; (ii) Transmettre et recevoir des impulsions courtes en utilisant des antennes ULB. Les deux approches citées ci-dessus présentent certains inconvénients : soit elles sont incapables de détecter et de localiser une tumeur de petite taille, soit elles doivent utiliser un grand nombre d'antennes [Fear\_2002], [Bond\_2003],[Fear\_2000]. Ces inconvénients ont poussé les chercheurs à trouver d'autres algorithmes plus performants tels que les réseaux de neurones artificiels (RNAs) et les machines à vecteur de Supports (SVM) pour la détection précoce des tumeurs mammaires.

L'utilisation des techniques de réseaux neuronaux montre un grand potentiel dans le domaine du diagnostic médical, ils constituent un modèle computationnel puissant et ils permettent de mettre au point les systèmes de classification. Les réseaux de neurones ont des propriétés remarquables comme l'apprentissage à partir des exemples, la généralisation, la capacité d'adaptation et la robustesse face au bruit. Ils sont intéressants non seulement à cause de leur polyvalence mais aussi pour la simplicité de leur mise en œuvre [BABA\_2017].

Le but principal de cette thèse consiste en une contribution à la détection et la localisation du cancer du sein , par réseau de neurones et l'approche SVM en utilisant un système d'imagerie micro-onde. Plusieurs travaux présentés dernièrement proposent l'implémentation des RNA dans l'imagerie micro-onde pour la détection précoce du cancer du sein [AlShehri\_2009], [Miraoui\_2015], [Sekkal\_2018].

La contribution principale de ce travail est de procéder à une rotation de l'antenne émettrice d'un angle variant de  $0^\circ$  à  $90^\circ$  avec un pas de  $15^\circ$ , et cela pour la détection d'une tumeur mammaire en utilisant l'approche neuronale et SVM (Support Vector Machine) afin d'obtenir un taux de reconnaissance satisfaisant. Cette procédure est réalisée à l'aide du logiciel CST MWS (*Computer Simulation Technology- MicroWaves Studio*) afin de générer les différentes bases de

données utilisées pour la phase d'apprentissage et de test des RNAs et SVM. Ensuite, nous effectuerons la conception et la validation des deux approches sous l'environnement MATLAB.

Dans le cadre de cette thèse, nous allons tout d'abord réaliser le système d'imagerie micro-onde, qui va être utilisé pour générer les sept bases de données correspondantes à chaque position de l'antenne émettrice sous l'environnement *CST*. Ces bases de données sont utilisées dans la phase d'apprentissage et de test des deux approches.

Cette thèse est subdivisée en trois chapitres :

Le premier chapitre présente les différentes techniques d'imagerie utilisées pour la détection d'une tumeur mammaire. Dans un premier temps, nous présenterons les méthodes de dépistage classiques dont l'objectif visé est de mettre la lumière sur leurs avantages et leurs inconvénients. Ensuite, nous exposerons les différentes techniques de l'imagerie micro-onde. Cette partie est dirigée principalement autour des systèmes dédiés à des applications pour lesquelles le corps humain est en jeu afin de détecter le cancer du sein. Nous terminerons ce chapitre par une revue de littérature de ces dernières années sur les différentes techniques d'imagerie micro-onde utilisées dans ce domaine.

Dans le deuxième chapitre, l'application des réseaux de neurones dans l'imagerie micro-onde pour la détection et la localisation d'une tumeur mammaire en 2-D sera étudiée. Dans la première partie, nous dresserons un état de l'art des travaux présentés sur l'application des réseaux de neurones dans l'imagerie micro-onde pour la détection du cancer du sein. Nous élaborons ensuite une étude sur le système d'imagerie micro-onde utilisé ainsi que ses différentes configurations obtenues par la rotation de l'antenne émettrice. Cette rotation a été effectuée d'un angle variant de  $0^\circ$  à  $90^\circ$  avec un pas de  $15^\circ$ , et cela dans le but de générer les sept bases de données qui serviront pour la construction et la validation des réseaux de neurones. Nous clôturons ce chapitre par une étude comparative entre les différentes configurations du système d'imagerie micro-onde et les résultats obtenus pour les deux algorithmes d'apprentissage utilisés: le gradient conjugué (*trainscg*) et la descente de gradient avec *momentum* (*traingdm*).

Le troisième chapitre présente une nouvelle approche pour la détection et la localisation du cancer du sein pour les différentes configurations du système d'imagerie micro-onde, cette technique est basée sur le principe de la machine à vecteurs de support (*SVM*) sachant que nous utilisons la Régression à vecteurs de support (*SVR*) c'est à dire que nous allons faire une

prédiction de la position de la tumeur. Nous commencerons ce chapitre par une présentation générale de l'approche à étudier, ensuite nous citerons les étapes de construction et de validation de la méthode SVR. Nous terminerons ce chapitre par une étude comparative entre l'approche neuronale et la technique SVM.

Nous terminons cette thèse avec une conclusion générale et des perspectives prometteuses dans le domaine de l'imagerie micro-ondes.

---

# Chapitre 1

## Imagerie micro-onde pour la détection du cancer du sein

---

---

### 1.1 Introduction

A nos jours le cancer du sein affecte de nombreuses femmes, le meilleur moyen d'augmenter l'efficacité du traitement, la survie à long terme ainsi que la qualité de vie de ces patients atteint du cancer du sein est la détection des tumeurs mammaires à un stade précoce.

Actuellement, les techniques de détection précoce les plus courantes sont : la mammographie par rayons X, l'échographie et l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Cependant, la large gamme de limitations de ces méthodes ouvre la voie à une autre méthode de dépistage connue sous le nom de l'imagerie micro-ondes.

La différence entre les propriétés diélectriques des tissus bénins, malins et sains ainsi que l'utilisation de fréquences non ionisantes font de l'imagerie micro-ondes une bonne alternative pour la détection du cancer du sein [Siegel\_2015]. L'imagerie micro-ondes semble être une technique prometteuse car elle prévient à la fois les rayonnements ionisants et la compression mammaire. Elle est également moins chère et a le potentiel de détecter de très petites tumeurs.

Dans ce chapitre, un aperçu détaillé sur les différentes techniques existantes de l'imagerie médicale pour la détection du cancer du sein ainsi que leurs limitations est présentée, suivi d'une présentation globale de la technique micro-onde avec toutes ces approches, ensuite nous donnons une brève idée sur les propriétés diélectriques des tissus mammaires. Enfin, nous présenterons un état de l'art sur quelques travaux réalisés pour la détection du cancer du sein par imagerie microonde.

## **1.2 Imagerie médicale pour le dépistage du cancer du sein**

L'imagerie médicale fait référence aux techniques et processus utilisés pour créer des images de diverses parties du corps humain à des fins de diagnostics et de traitement précis.

Le moyen le plus efficace pour réduire le taux de mortalité par cancer du sein est la détection des tumeurs à un stade précoce [Tavassolian\_2006]. Lorsque le cancer du sein est détecté tôt, le pourcentage de survie des cinq ans à venir est d'environ 96%. Dans ce qui suit, nous allons décrire les techniques d'imagerie actuellement utilisées en tant qu'alternatives potentielles d'imagerie des tumeurs mammaires.

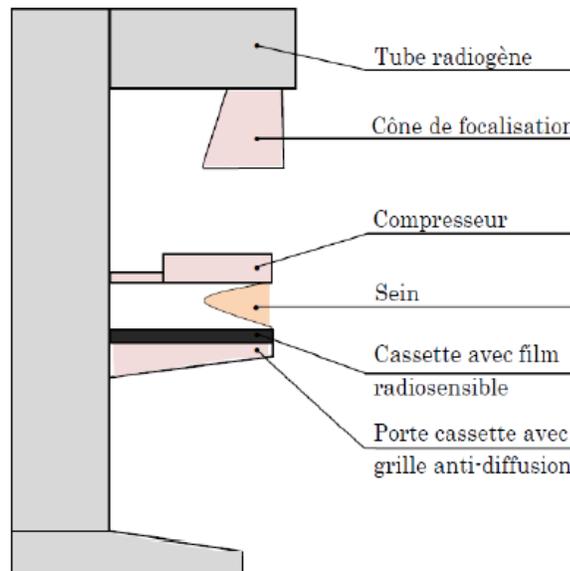
### **1.2.1 Mammographie**

De nos jours, la mammographie par rayons X est la méthode de dépistage la plus courante pour détecter le cancer du sein chez les femmes. Au cours d'une mammographie, la poitrine est comprimée entre deux surfaces pour aplatir les seins afin de répandre le tissu mammaire ce qui facilite la visualisation des structures du sein et la réduction de la dose des rayons X délivrée. Une impulsion de rayons X est ensuite produite par un tube radiogène générateur de rayons X à faible énergie (entre 20 et 50 keV) (figure 1.1) [Cheikhrouhou\_2012], qui passe à travers le sein à un détecteur situé du côté opposé. Le détecteur peut être soit une feuille de film photographique, qui capture l'image radiographique sur un film, soit un détecteur à l'état solide, qui transmet des signaux électroniques à un ordinateur pour former une image numérique. Les images produites sont appelées mammographies. L'ensemble de la procédure prend environ 20 minutes.

En raison de son rôle important dans la détection précoce des tumeurs, la mammographie a joué un rôle crucial dans la réduction du taux de mortalité de 20% au cours de la dernière

décennie [Smith AP-2004]. Cependant, la mammographie aux rayons X a plusieurs limitations telles que :

- L'exposition aux radiations, comme pour tous les examens radiographiques, il y a une certaine exposition aux rayonnements, bien que la mammographie utilise des



**Figure 1.1 Composants d'une mammographie [Cheikhrouhou\_2012].**

rayons X à faible énergie pour produire une image, des radiographies répétées fréquemment peuvent causer le cancer.

- l'évaluation des tissus glandulaires denses et des régions situées à proximité de la paroi thoracique ou sous-jacente, ainsi que l'imagerie des tumeurs très précoces qui ne présentent pas encore de micro-calcifications provoque un taux élevé de faux négatifs (lorsque la tumeur n'apparaît pas sur une mammographie) et de faux positifs (lorsque la mammographie identifie une anomalie qui ressemble à une tumeur, mais qui est normale) [Hagness\_1999]. Environ 15% des tumeurs de poitrine sont manquées en mammographie. Près de 75% des tumeurs détectées comme malignes se révèlent bénignes [Bond\_2003]. Le diagnostic implique souvent d'attendre d'autres examens d'imagerie ou des biopsies.

- les sur-diagnostic et les sur-traitements représentent une partie des patients diagnostiqués comme ayant le cancer du sein, et donc bénéficieront des lourds traitements de cette maladie alors que la présence de la tumeur n'aurait pas eu d'impact sur la vie de la patiente car son évolution est très lente s'il elle n'avait pas été dépistée, et donc le traitement causera plus de mal que le cancer lui-même. Jusqu'à l'heure actuelle nous ne connaissons pas le temps de progression du cancer.
- Pendant la procédure de mammographie, la poitrine est comprimée afin d'uniformiser le tissu, d'améliorer la qualité de l'image et de maintenir le sein immobile (afin d'éviter le flou de mouvement). Par conséquent, de nombreuses patientes trouvent la mammographie inconfortable ou douloureuse.

Toutes ces limitations et leur potentiel de nuisance, ainsi que les risques supplémentaires pour la santé associés aux rayonnements ionisants des rayons X, donnent une motivation au développement de techniques alternatives de détection du cancer du sein.

### **1.2.2 Echographie**

L'imagerie par ultrasons (également appelée échographie) repose sur des ondes sonores à haute fréquence qui se réfléchissent avec une intensité variable à partir de différents tissus. Dans le sein, l'échographie est capable de différencier la peau, la graisse, les tissus glandulaires et les muscles[Stang\_2008].Même si l'échographie est une méthode valable et peu coûteuse pour l'imagerie du sein et que cet examen n'est pas douloureux et n'expose pas aux radiations , elle reste néanmoins un moyen de diagnostic complémentaire, l'utilisation de l'échographie au lieu de la mammographie pour le dépistage du cancer du sein n'est pas recommandée. Sa principale limitation est que la graisse du sein et la plupart des cellules cancéreuses ont des propriétés acoustiques similaires, ce qui réduit l'efficacité de la détection. De plus, ses résultats d'imagerie dépendent fortement de l'opérateur, étant donné que la grande majorité des procédures d'échographie sont exécutées à l'aide de dispositifs portatifs.

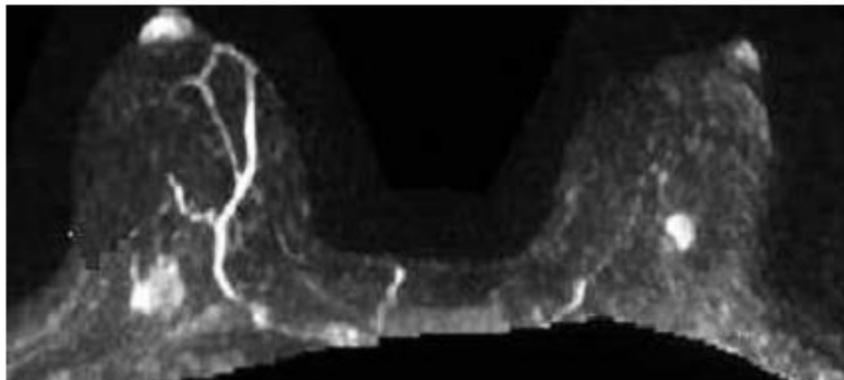
### **1.2.3 Imagerie par résonance magnétique**

L'imagerie par résonance magnétique utilise des ondes radio et magnétiques au lieu des rayons X pour produire des images du sein en profondeur. Une procédure d'IRM mammaire typique consiste à injecter un agent de contraste dans les veines du bras du patient sous dépistage. Pour l'IRM du sein, vous aurez besoin d'exposer vos seins et de vous allonger en décubitus dorsal sur

une plateforme rembourrée avec des ouvertures rembourrées pour vos seins. Chaque ouverture du sein est encerclée par une spirale, qui reçoit un signal faisant partie de l'unité d'IRM pour créer des images. La plate-forme glisse ensuite au centre de la machine IRM qui est en forme de tube. Un champ magnétique est créé et des impulsions d'ondes radio sont envoyées par l'unité d'IRM. Les ondes radio poussent les noyaux des atomes de votre corps hors de leur position normale. Lorsque les noyaux se réalignent dans la bonne position, ils envoient des signaux radio.

Les signaux sont reçus par un ordinateur qui les analyse et les convertit en une image en noir et blanc des seins examinés (figure 1.2). Cette image apparaît sur un moniteur de visualisation. L'agent de contraste distingue la zone affectée par la tumeur du sein (blanc) du reste du sein (noir).

Bien que l'IRM puisse détecter des tumeurs indétectables par la mammographie, cependant, l'IRM a également souffert d'un taux de faux positifs plus élevé que toutes les autres méthodes de dépistage. Dans une étude [Kopans\_2007], l'IRM avait une spécificité de seulement 95,4% par rapport à 96, 99,3 et 99,8% pour l'échographie, l'examen clinique des seins et la mammographie, respectivement. Cette faible spécificité, ainsi que les coûts élevés associés à l'IRM et le besoin de contraste intraveineux en plus du fait qu'elle est appliquée uniquement au patient non porteur d'implant métallique, limitent considérablement l'utilité de l'IRM en tant qu'alternative ou complément à la mammographie comme une méthode de dépistage répondue.



**Figure 1.2 Exemple d'IRM mammaire bi-sein. [Cheikhrouhou \_2013].**

### 1.3 Imagerie micro-onde

Les limitations de ces techniques ont motivé la recherche vers de meilleures alternatives. L'approche de l'imagerie micro-ondes a le potentiel d'une sensibilité beaucoup plus élevée dans la détection des tumeurs et d'une spécificité plus importante dans la différenciation des tumeurs malignes et bénignes, car elle provient du contraste diélectrique significatif entre les tissus malins et sains, alors que pour les rayons X, le contraste n'est que de quelques pourcents [Fear\_2003],[Smith\_2004].

L'imagerie micro-onde est définie comme voir la structure interne d'un objet aux moyens de champs électromagnétiques à des fréquences micro-ondes (300MHz-30GHz) [Fear\_2003b]. Un émetteur est utilisé pour éclairer le sein avec des impulsions micro-onde qui traversent la poitrine, le champ total peut être mesuré par des récepteurs situés du côté opposé du sein. Lors de la présence de tumeurs, les ondes qui traversent la poitrine subissent un changement dans les propriétés diélectriques, provoquant la dispersion de l'onde incidente. Le champ total, mesuré par les antennes de réception, est la somme du champ incident et du champ diffusé:

$$E_{tot} = E_{ic} + E_{diff} \quad (I.1)$$

et va donc changer lorsque le champ diffusé est introduit. À partir de ce changement dans le champ mesuré, des informations sur l'emplacement et / ou les paramètres constitutifs de la tumeur, peuvent être obtenus.

D'un point de vue du patient, les rayonnements non ionisants, la nature non invasive ainsi que son côté relativement confortable sans compression mammaire de cette technique font d'elle un moyen performant pour la détection du cancer du sein. D'un point de vue technique, la détection par micro-onde des tumeurs mammaires a le potentiel de détecter les petites tumeurs. Il devrait également être moins cher que les méthodes citées auparavant telles que l'IRM. C'est parce que l'équipement à micro-ondes coûte moins cher que l'équipement nécessaire pour les installations d'IRM (des centaines de milliers contre des millions) [Tavassolian\_2006]. Le processus d'imagerie devrait également être rapide, sensible (détecter la plupart des tumeurs dans le sein) et spécifique (détecter uniquement les tumeurs cancéreuses). La clé de la sensibilité, la spécificité et la capacité à détecter les petites tumeurs est le contraste des propriétés diélectriques entre les tumeurs malignes et les tissus normaux.

Au cours des dernières décennies, de nombreuses techniques d'imagerie micro-ondes, y compris les approches passives, hybrides et actives, ont été explorées pour la détection du cancer du sein. A partir des concepts de base de chaque approche, les chercheurs ont étudié différentes techniques pour parvenir à un système approprié pour la détection du cancer du sein. Les techniques étudiées sont illustrées à la figure 1.3.

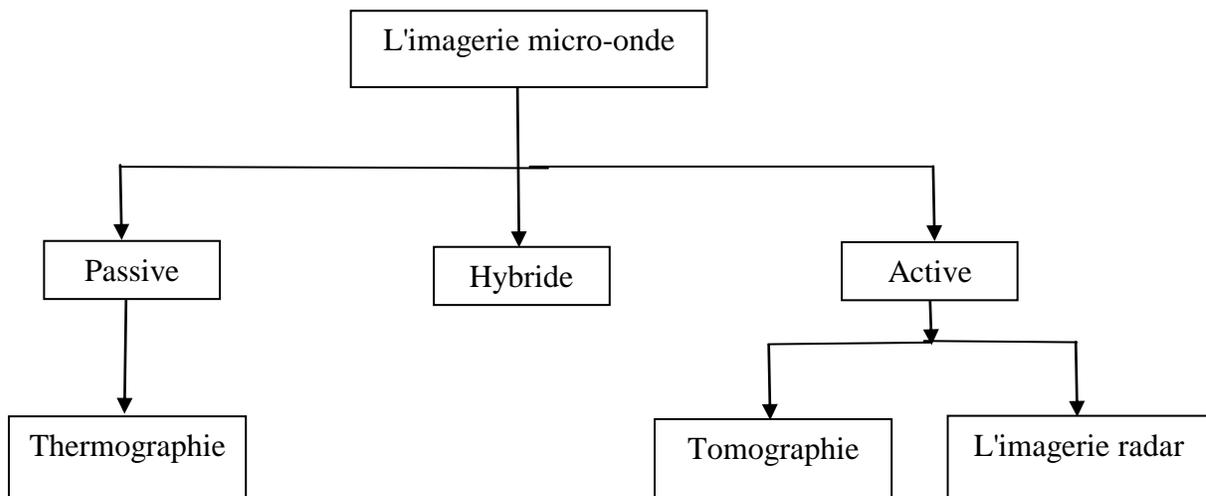


Figure 1.3 Résumé des méthodes pour l'imagerie micro-onde.

### 1.3.1 Imagerie micro-onde passive

Les approches passives détectent les tumeurs malignes basées sur le contraste entre la température du tissu cancéreux et celles du tissu normal [Meaney\_2002].

### 1.3.2 Imagerie micro-onde hybride

Les systèmes d'imagerie hyperfréquence (acoustique) hybrides utilisent des micro-ondes pour éclairer rapidement les zones sélectionnées dans le sein et des transducteurs ultrasonores sont utilisés pour détecter les ondes de pression générées par l'expansion des tissus chauffés [Meaney\_2002]. L'hétérogénéité du sein est un défi majeur auquel cette technique est confrontée, puisque l'énergie micro-onde illuminée sur la surface du sein entraîne la réception d'une réponse non uniforme qui nécessite des algorithmes compliqués pour générer l'image. L'énergie thermique reçue appelée signaux acoustiques thermiques comprend les réponses de tous les types

de tissus, tels que la peau du sein, les tissus mammaires et la tumeur. Les signaux réfléchis de la peau sont beaucoup plus forts que les petites tumeurs en raison de la conductivité élevée de la peau et de la petite distance entre les capteurs acoustiques et la peau. De plus, en raison de la nature hétérogène du sein, la vitesse du signal acoustique reçu n'est pas uniforme et pose donc un problème pour déterminer avec précision le temps de l'impulsion acoustique générée à un endroit particulier [Zhurbenko\_2011].

Tous ces facteurs rendent difficile l'estimation de l'emplacement de la tumeur dans le sein.

### **1.3.3 Imagerie micro-onde active**

L'approche de l'imagerie micro-onde active repose sur les différences entre les propriétés diélectriques des différents tissus illuminés par des micro-ondes. Les micro-ondes qui traversent la poitrine ont tendance à se disperser en raison du changement des propriétés diélectriques. Cette diffusion provoque à son tour un changement d'énergie détectée par un récepteur. Cette méthode est subdivisée en deux groupes: la tomographie et l'imagerie radar UWB.

#### **1.3.3.1 Tomographie**

La tomographie par micro-ondes est également appelée imagerie par transmission-réflexion. Les signaux diffusés du sein sont utilisés pour former un profil diélectrique du sein examiné en utilisant des algorithmes d'inversion. Le sein est entouré d'un certain nombre d'antennes qui reçoivent les signaux dispersés à travers la poitrine. Une seule antenne est utilisée pour transmettre les impulsions micro-ondes, tandis que les autres antennes agissent comme des récepteurs. La position de l'antenne d'émission est modifiée et le processus est répété.

L'image est formée à partir des informations obtenues des signaux incidents et des signaux de diffusion directe en utilisant des algorithmes d'imagerie. L'un des problèmes rencontrés par cette technique est la diffusion inverse. En raison de l'hétérogénéité de la forme du sein, les micro-ondes transmises subissent de nombreuses réflexions indésirables conduisant à une diffusion inverse difficile à résoudre en raison de la relation non linéaire entre les signaux diffusés récupérés et le profil diélectrique du sein [Bourqui\_2012].

#### **1.3.3.2 Technique d'imagerie micro-onde radar ULB**

La technique radar ultra large bande (ULB) a été introduite par S.C. Hagness en 1998. Le principe de la technique est le décalage temporel et la sommation (mise au point synthétique) des

formes d'ondes diffusées, déterminant ainsi l'emplacement des diffuseurs micro-ondes dans le sein. L'un des avantages des systèmes d'imagerie micro-onde ULB est qu'ils reçoivent et traitent les données réfléchies dans une très large bande de fréquence pouvant atteindre 10 GHz. La large bande passante permet au radar ULB d'obtenir plus d'informations sur d'éventuelles cibles environnantes et de détecter, identifier et localiser seulement la cible la plus désirée parmi d'autres. Cette résolution spatiale fine rend le radar ultra large bande bénéfique pour les applications médicales. Les propriétés de l'impulsion courte ULB indiquent que le signal ULB peut pénétrer profondément dans les tissus mammaires.

Cependant, étant donné que la longueur de l'impulsion ULB a le même ordre de grandeur que les objets potentiels, les impulsions radar ULB diffusées sont modifiées par les caractéristiques diélectriques et la structure cible. Ces changements dans la forme d'onde de l'impulsion fournissent des informations précieuses telles que les propriétés du matériau et la forme des objets.

Un avantage majeur de cette méthode par rapport à la tomographie micro-ondes est qu'elle évite le problème de diffusion inverse. Contrairement à la tomographie qui cartographie le profil diélectrique de la poitrine, l'imagerie micro-onde radar ULB utilise l'énergie rétrodiffusée mesurée et les algorithmes d'imagerie à des fins de reconstruction d'image [Pastorino\_2010].

#### **1.4 Propriétés diélectriques des tissus mammaires**

Les tissus mammaires sont caractérisés par deux propriétés diélectriques clés, la permittivité relative  $\epsilon_r$ , et la conductivité  $\sigma$ . Des recherches approfondies ont déterminé qu'il y a un contraste important entre les propriétés diélectriques des tissus mammaires malins et sain, en particulier dans la gamme des fréquences micro-ondes. Les différences dans les propriétés diélectriques affectent la propagation du signal micro-ondes à travers le tissu mammaire en modifiant son amplitude ou sa phase et entraînent des altérations du signal micro-ondes. En général, la conductivité est définie par la longueur du trajet libre et la vitesse des électrons à l'intérieur du matériau tandis que la valeur de la permittivité est associée au moment moléculaire du dipôle par volume. La perméabilité est similaire à celle de l'espace libre puisque les tissus mammaires sont de nature non magnétique. Il est difficile d'identifier la permittivité relative ou la conductivité relative d'un type de tissu particulier à une certaine fréquence, car les variations intrinsèques du tissu peuvent être élevées. Cette section passera en revue les articles qui ont contribué aux

mesures les plus significatives des propriétés diélectriques de divers tissus mammaires aux fréquences micro-ondes.

Une étude a été réalisée par Lazebnik et al, dans [**Lazebnik\_2007**], qui visait à caractériser les propriétés diélectriques des seins normaux (sains) de 0,5 à 20 GHz. C'était la première fois que des mesures étaient effectuées sur un si grand nombre d'échantillons, soit un total de 354 sur 93 patients. Le tissu à mesurer a été prélevé sur du tissu nouvellement excisé au cours de chirurgies de réduction. Les mesures ont été effectuées entre cinq minutes et cinq heures après le retrait du tissu du corps. Les échantillons ont été classés en trois groupes en fonction du contenu tissulaire:

- le groupe 1 contenait des échantillons avec 0-30% de tissu adipeux
- le groupe 2 avec 31-84% d'adipose
- le groupe 3 avec 85% et plus de contenu adipeux.

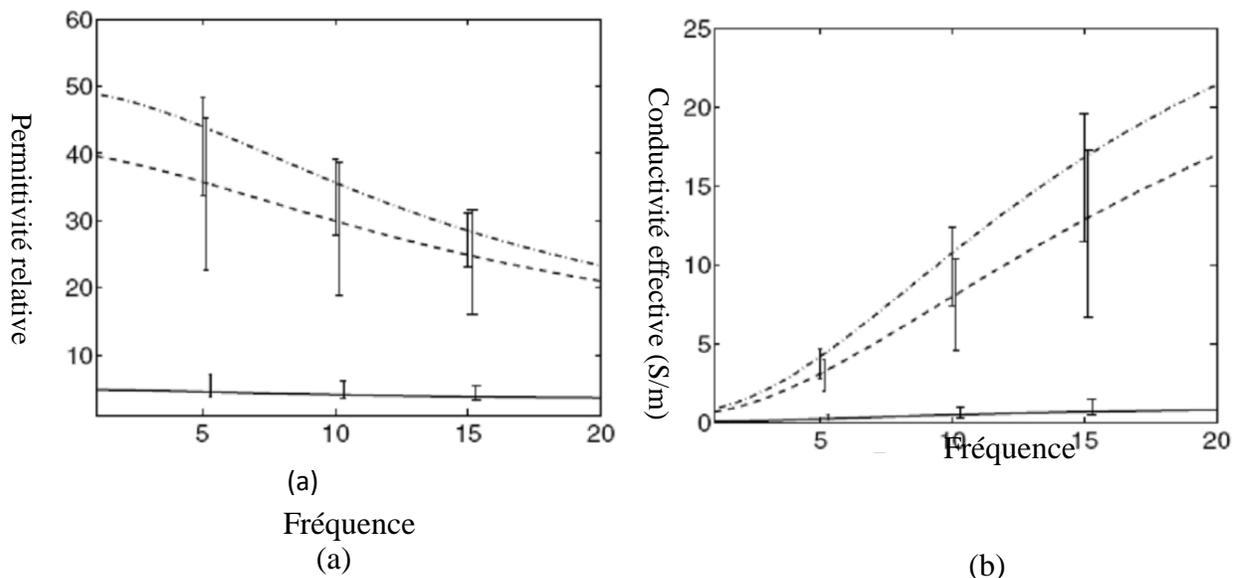
La figure 1.4 illustre les résultats du modèle cole-cole de la permittivité relative et la conductivité, en plus des barres de variance représentant le 25<sup>th</sup> et le 75<sup>th</sup> centile des mesures pour chaque groupe [**Lazebnik\_2007**]. A partir de ces graphes deux choses peuvent être notés :

Premièrement, plus la teneur des tissus adipeux est élevée, plus sa permittivité relative et sa conductivité sont faibles. Deuxièmement, la variation (comme on le voit par les barres d'erreur), est assez grande, en particulier pour le tissu avec un pourcentage plus faible de tissu adipeux. Il est également noté que la permittivité relative et la conductivité diminuent légèrement en valeur au fur et à mesure que l'excision s'allonge [**Lazebnik\_2007**]. Cependant, dans l'ensemble, le temps écoulé depuis l'excision est considéré comme un facteur relativement négligeable; il en va de même avec l'âge du patient et la température des tissus au moment de la mesure [**Lazebnik\_2007**].

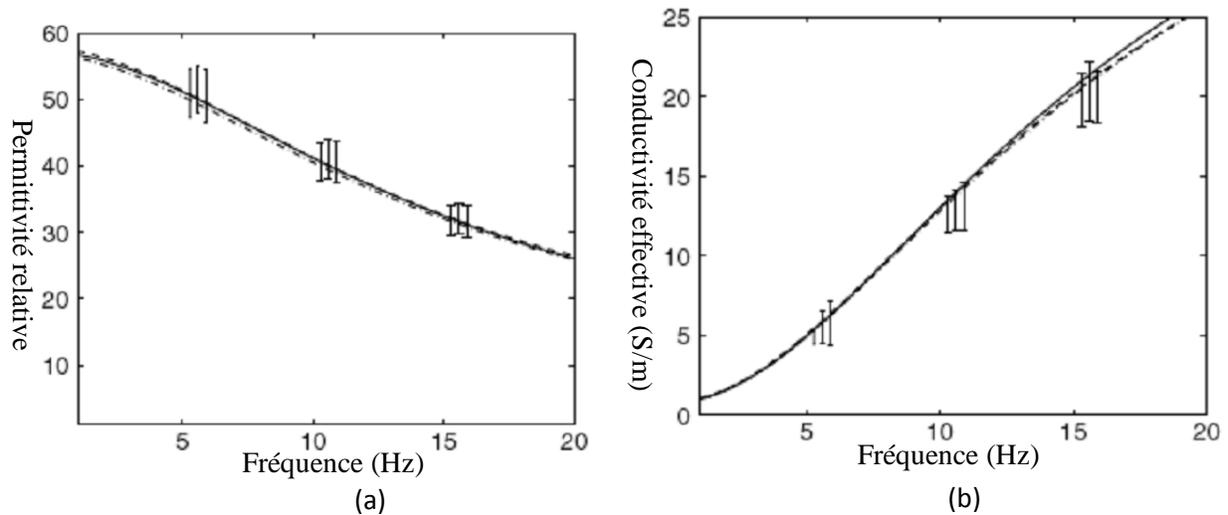
Dans une autre étude, Lazebnik et al, effectuent des mesures diélectriques sur les tissus mammaires prélevés lors des chirurgies du cancer [**Lazebnik\_2007b**]. Pour cet ensemble d'échantillons, les mesures ont été prises dans les quatre heures suivant l'excision du tissu. Les chirurgies du cancer comprenaient des mastectomies, des lumpectomies et des biopsies. Ainsi, 85 échantillons sains, 60 malins et 10 bénins ont été prélevés, pour un total de 155 échantillons provenant de 119 patients. La figure 1.5 illustre les résultats du modèle cole-cole de la permittivité relative et de la conductivité pour trois pourcentages différents des tissus malins [**Lazebnik-2007b**]. Des échantillons contenant au moins 30%, 50% et 70% de tissu cancéreux

ont été mesurés, et il est noté que pour les trois les résultats de mesure sont similaires. Les graphes montrent également les 25<sup>th</sup> et 75<sup>th</sup> centiles pour chacune des trois concentrations de tissu malin. Il a été remarqué que les variations dans les propriétés tissulaires du tissu malin sont relativement faibles, en particulier par rapport aux grandes variations dans les propriétés du tissu sain observées dans [Lazebnik\_2007].

L'étude conclut que le contraste des propriétés diélectriques entre le tissu malin et le tissu principalement adipeux peut être aussi élevé que 10: 1 [Lazebnik\_2007b]. Cependant, le contraste pour les tissus malins et glandulaires n'est que d'environ 10% [Lazebnik\_2007b]. La variabilité des propriétés diélectriques due à d'autres facteurs, tels que l'âge du patient, la température de l'échantillon et le temps écoulé entre l'excision et les mesures, a été jugée négligeable. Les variations d'un patient à l'autre et d'un échantillon à l'autre ou d'un sein à l'autre ont également été jugées statistiquement non pertinentes.



**Figure 1.4 (a) Constante diélectrique et (b) Conductivité des résultats de mesure de Lazebnik et al. [Lazebnik\_2007]. La ligne continue sur les graphiques représente des échantillons de tissu qui avaient 85 à 100% d'adipose; la ligne discontinue est comprise entre 31 et 84% et la ligne pointillée est 0-30% adipeuse.**



**Figure 1. 5 (c) Constante diélectrique et (d) Conductivité des résultats de mesure de Lazebnik et al. [Lazebnik\_2007b]. La ligne continue sur les graphiques représente la teneur en tissu malin supérieure à 70%; la ligne discontinue au moins 50% de tissu malin et la ligne pointillée moins de 30% de tissu malin.**

Ces deux études ont fourni une gamme dans laquelle se trouve la constante diélectrique et la conductivité des tissus sains et malins sur une large bande de fréquence. Ils représentent l'ensemble des mesures à ce jour avec les plus grandes tailles d'échantillons, et donc fournissent probablement les résultats les plus précis statistiquement.

## 1.5 Imagerie micro-onde pour la détection du cancer du sein

La littérature présente une infinité de travaux sur l'imagerie micro-onde pour la détection du cancer du sein. Notre but n'est pas de donner un bilan complet, mais simplement de mettre en lumière les principales contributions. Nous allons classés ces travaux selon deux approches : l'approche tomographique micro-onde tente de reconstituer l'ensemble du profil diélectrique du sein à partir de la solution d'un problème de diffusion inverse. Et l'approche radar ULB : l'imagerie micro-onde confocale consiste à éclairer le sein avec une impulsion ultra-large bande à partir d'un certain nombre d'emplacements d'antennes, puis à focaliser de manière synthétique les réflexions du sein. La détection des tumeurs malignes est obtenue par l'addition cohérente des retours de ces objets fortement diffusants.

### 1.5.1 Travaux réalisés sur la détection du cancer du sein

Aujourd'hui, l'imagerie micro-ondes prend une place importante dans la détection des tumeurs du sein. La principale raison en est le contraste diélectrique potentiellement élevé entre les tissus cancéreux et les tissus mammaires normaux.

Plusieurs travaux concernant la détection du cancer du sein par imagerie micro-onde ont été proposés dans la littérature ces dernières années, parmi eux :

La principale contribution vient des deux groupes Meaney et. Al. Et Hagness et. Al, examinée dans [Fear\_2002], [Fear\_2003b]. Ils utilisent deux approches différentes, Meaney et. Al, utilisent la méthode de l'élément hybride (HE) dans une formulation de diffusion inverse non linéaire [Meaney\_1995], [Paulsen\_1995], alors que Hagness et. Al, utilisent une approche radar [Li\_2004], [Li\_2005].

Le premier système d'imagerie permettant d'effectuer des images quantitatives de fantômes mammaires [Li\_2003], [Meaney\_2001] a été développé par Meaney et. Al. [Meaney\_2000]. Ce système a été testé sur des patients et des images de sein réelle ont été obtenues [Meaney\_2000].

Hagness et. Al. ont vérifié leur approche radar dans une configuration expérimentale en utilisant une antenne ultra large bande [Li\_2004], [Bond\_2003b], les résultats expérimentaux obtenus suggèrent que la méthode MIST (Microwave imaging via space-time) [Li\_2004] utilisée a le potentiel pour détecter des petites tumeurs avec du matériel pointu disponible et des algorithmes de traitement du signal robustes. Cependant, dans une situation réaliste, il sera très difficile de diagnostiquer une tumeur alors que la méthode obtient simplement des images qualitatives. La solution consiste à utiliser des méthodes statistiques pour vérifier le résultat [Davis\_2005]. Dans le cas contraire, une méthode quantitative doit être utilisée, comme celle utilisée par Meaney et. Al, sachant que la différence entre une image qualitative et quantitative est que l'image quantitative donne des informations directement corrélées aux propriétés diélectriques.

D'autres chercheurs ont rejoint ce domaine [Fhager\_2006], [Bindu\_2006], [Miyakawa\_2004], [Fhager\_2006b]. Miyakawa et. Al, ont investigué sur l'utilisation de leur algorithme CP-MCT (chirp pulse microwave computed tomography) [Miyakawa\_1997], [Miyakawa\_2003], [Miyakawa\_2002] pour la détection du cancer du sein [Miyakawa\_2004]. Dans cette étude, ils ont montré que CP-MCT fournit des informations utiles sur la région

tumorale dans la poitrine. Fhager et. Al, ont fait le développement d'un algorithme de diffusion inverse non linéaire dans le domaine temporel pour des systèmes d'imagerie focalisés sur plusieurs fréquences pour la détection de tumeurs mammaires [Fhager\_2006]. De plus, l'algorithme linear Chirp Pulse a été implémenté par ce groupe [Fhager\_2006], [Fhager\_2005].

Récemment, **Chouiti, et al**, ont présenté un travail qui consiste à appliquer d'abord la technique confocale de rétroprojection puis la version améliorée de l'algorithme DASI (delay-and-sum integration), avec un post-traitement des images résultantes. Ce post-traitement permet d'avoir une image beaucoup plus claire et avec moins d'interférences. Par conséquent, la localisation d'une ou de deux tumeurs de 2 mm de diamètre peuvent être clairement identifiées [Chouiti\_2016].

## **1.6 Conclusion**

Nous avons constaté à partir des travaux de la littérature que les techniques d'imagerie médicale actuellement utilisées pour la détection précoce du cancer du sein sont complémentaires et présentent quelques limitations citée au cours de ce chapitre, ce qui a motivée la recherche vers d'autres axes.

L'imagerie micro-onde semble être la meilleure alternative aux techniques d'imagerie médicale classiques pour la détection du cancer du sein. Il existe deux principales méthodes utilisées: (i) la tomographie par micro-ondes, dans laquelle les équations du champ électromagnétique direct et inverses sont résolus pour détecter l'emplacement de la tumeur; (ii) la méthode radar ou confocale qui consiste à émettre et recevoir des impulsions courtes en utilisant des antennes ULB. Les deux approches citées ci-dessus ont quelques inconvénients, soit elles sont incapables de détecter et de localiser une tumeur de petite taille ou elles doivent utiliser un grand nombre d'antennes, ce qui a mené à la naissance d'une nouvelle approche qui est l'utilisation des réseaux de neurones pour détecter l'existence des tumeurs mammaires.

Le chapitre suivant présentera une description détaillée de l'application des réseaux de neurones pour la détection du cancer du sein

---

# Chapitre 2

## Application des réseaux de neurones dans l'imagerie micro-onde (Détection et Localisation)

---

---

### 2.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons traité les différentes techniques d'imageries médicales classiques à savoir la mammographie, l'échographie, l'IRM et l'imagerie micro-onde. Nous avons mis l'accent sur la tomographie et la méthode radar ou confocale, ainsi que leurs limitations pour la détection du cancer du sein.

Les limitations observées à partir de ces techniques d'imagerie ont poussé les chercheurs à s'orienter vers un nouvel axe, qui est l'utilisation des réseaux de neurones Artificiels (RNA's) dans l'imagerie micro-onde afin de détecter les tumeurs mammaires à un stade précoce. L'intérêt de l'utilisation des RNA réside dans leurs capacités à localiser la position d'objet, compte tenu des critères généraux prédéterminés. Cette technique va faire l'objet de notre étude au cours de cette thèse.

Dans ce chapitre, nous allons présenter quelques travaux de la littérature qui utilisent les RNAs pour la détection du cancer du sein. La seconde partie sera consacrée sur une présentation détaillée du système d'imagerie micro-onde, utilisé pour la création des différentes bases de données sous l'environnement CST qui serviront pour la phase d'apprentissage et de test des

RNA's. Dans la dernière partie de ce chapitre, différentes configurations du système d'imagerie micro-onde seront exposées afin d'augmenter le taux de reconnaissance de la tumeur, ces configurations seront réalisées par une rotation de l'antenne émettrice d'un angle allant de  $0^\circ$  à  $90^\circ$ , variant d'un pas de  $15^\circ$ . Notre contribution consiste à entreprendre une étude comparative entre les différentes configurations du système d'imagerie micro-onde en utilisant les RNAs. Pour cela, nous avons utilisé deux algorithmes d'apprentissage, le gradient conjugué (*trainscg*) et la descente de gradient avec *momentum Trainingdm*), afin d'obtenir la meilleure configuration et le meilleur algorithme d'apprentissage qui donne un taux de reconnaissance optimal. C'est pourquoi nous positionnons une antenne émettrice à différents endroits autour du fantôme mammaire, puis une tumeur sphérique est placée à des endroits arbitraires en utilisant un simulateur électromagnétique. Une antenne micro-ruban rectangulaire est utilisée pour transmettre et recevoir les signaux ultra-large bande.

## **2.2 Etat de l'art sur l'application des réseaux de neurones dans l'imagerie micro-onde**

Le cancer du sein est le cancer le plus souvent diagnostiqué chez les femmes, il présente la principale cause de décès. Dans le monde et selon l'OMS, 1.6 millions nouveaux cas a été estimé en 2012, soit 25% de l'ensemble des cancers de la femme. En Algérie, 11000 nouveaux cas détecté par année, il représente plus de 40% de l'ensemble des cancers de la femme [ZITOUNI\_2014].

L'augmentation rapide et importante du nombre de cancers du sein est un phénomène inquiétant qui mérite un développement particulier d'où la nécessité d'un diagnostic précoce de cette maladie. Il est admis qu'un dépistage de qualité du cancer du sein entraîne une baisse de la mortalité de 15 à 30% [BABA HAMED\_2017].

Il est donc primordial, d'arriver à détecter spécifiquement des tumeurs malignes à un stade très précoce, tout en étant pertinent et efficace en terme de rentabilité et de fabrication afin d'offrir des résultats cohérents et concluants. Alors que la mammographie aux rayons X offre actuellement la meilleure combinaison possible de ces caractéristiques idéales [Chaouiti\_2017], d'autres techniques d'imagerie établies, telles que l'échographie et l'imagerie par résonance magnétique (IRM), ont été utilisées avec un certain succès pour compléter la mammographie

dans certains cas spécifiques. La méthode actuelle de dépistage du cancer du sein ne répond pas aux exigences idéales de l'institut américain de médecine rapporté dans [Huynh\_1998].

L'imagerie micro-onde semble être une bonne alternative aux méthodes classiques citées ci-dessus, dont nous distinguons trois approches : l'imagerie radar ULB [Xie\_2006], [Kirshin\_2011], la tomographie micro-ondes [Meaney\_2000], [Meaney\_2007], [Baran\_2014] et les techniques d'imagerie hybrides [Withington\_2003], [Kruger\_2000]. L'inconvénient majeur de ces techniques est l'utilisation des algorithmes d'optimisation itérative (problème inverse) qui donnent des points optimaux locaux. Pour une convergence globale, il est nécessaire d'utiliser les algorithmes stochastiques. Cependant, ces derniers se caractérisent par un temps de calcul largement disproportionnelle par rapport aux besoins.

Ces limitations, ont poussé la recherche à explorer une nouvelle approche, qui est l'utilisation des réseaux de neurones afin de détecter et de localiser le cancer du sein en utilisant un système d'imagerie micro-onde.

La littérature présente une infinité de travaux sur l'utilisation des RNA's pour la détection du cancer du sein. Notre but n'est pas de donner un bilan complet, mais simplement de mettre en lumière les principales contributions dont certaines ont été sources de notre réflexion, parmi eux :

La première contribution vient des chercheurs **Alshahri et al**, qui ont utilisé les réseaux de neurones à rétro-propagation pour détecter et localiser l'existence d'éventuelle tumeur dans le sein en utilisant un système d'imagerie micro-onde. Ils ont fait la détection et la localisation d'une tumeur de 0.25 cm de rayon en 1-D et 2-D en utilisant l'algorithme d'apprentissage "*traingdm : descente du gradient avec momentum*". Les résultats obtenus ont été très prometteurs, avec un taux de détection et de localisation de 100% et 94,4% respectivement, en démontrant que les signaux reçus durant le premier segment temporel suffisent pour détecter et localiser la signature tumorale [AlShehri\_2009].

Un autre travail d'**Alshahri et al**, où ils ont développé un système d'imagerie micro-onde expérimental pour la détection précoce du cancer du sein. Pour cela, ils ont proposé une nouvelle méthode facile et économique afin de construire des prototypes mammaires homogènes et hétérogènes ainsi que des tumeurs, en utilisant des matériaux disponibles. Ces prototypes ont été destinés à un usage temporaire. Le système présenté se compose de deux antennes (Tx-Rx) ULB, d'un PC, des connecteurs ainsi qu'un module progiciel, qu'ils ont développé (installé sur le

PC) comprenant l'interfaçage, le module du RNA et les interfaces graphiques, vue que ce dispositif peut être utilisé par les médecins.

Les résultats obtenus ont été très satisfaisants en termes de détection, de taille et de localisation des tumeurs avec des taux de : 100%, 95,8% et 94,3% pour le cas homogène et 100%, 93,4% et 93,1% pour le cas hétérogène respectivement. [AlShehri\_2011].

Dans une autre étude durant la même année, ils ont utilisé une approche ULB basée sur les RNA's pour détecter l'existence d'éventuelle tumeur ainsi que leur classification pour un système en 3D. Ils ont présenté la possibilité de distinguer entre les tumeurs malignes et bénignes en fonction de leurs propriétés diélectriques. Le modèle du sein utilisé dans cette étude est homogène. Les taux de détection et de localisation obtenus ont été estimés à 100% et 89,2% en simulation et de 100%, 86,6% en expérimental. Concernant les taux de prédiction de la permittivité et de la conductivité des tumeurs, ils étaient d'environ 98%, 99,1%, 98,6% et 99,5 respectivement pour les deux approches. [AlShehri\_2011b].

Dans le travail d'Abbosh et al, ils ont utilisé des RNA's pour détecter et localiser des tumeurs mammaires en 2-D et 3-D avec des tailles allant jusqu'à 1 mm de rayon, en plaçant quatre antennes permanentes autour du sein. Le modèle réalisé a donné des résultats presque parfaits concernant la détection et la localisation de petites tumeurs en deux dimensions avec des taux de 100% et 95% respectivement. Cependant, les résultats obtenus en 3-D n'étaient pas très satisfaisants, avec un taux de localisation de 70% et un taux de détection de 85% seulement, et afin d'améliorer ces résultats, ils ont proposé d'augmenter le nombre d'antennes ainsi que le nombre d'entrées du réseau de neurones [Abbosh\_2011].

Les chercheurs Miraoui et al ont utilisé les RNAs dans l'imagerie micro-onde pour la détection des tumeurs mammaires en 1-D et 2-D, en utilisant l'algorithme d'apprentissage du gradient conjugué (trainscg) qui a donné de meilleurs résultats par rapport à l'algorithme de la descente de gradient avec momentum (traingdm). Les résultats obtenus ont été très satisfaisants avec un taux de détection de 100% pour le 1-D et le 2-D, et des taux de localisations de 100%,94% pour les deux directions respectivement [Miraoui\_2015].

Plus récemment, Miraoui et al ont proposé dans un autre travail deux méthodes : les RNAs et les SVM (*Support Vector Machine*) afin de reconnaître les tumeurs mammaires malignes (M) des bénignes (B), en utilisant un système d'imagerie micro-onde. Les paramètres clés de la

discrimination dans ce cas ont été la permittivité relative et la conductivité. Les résultats de simulation obtenus ont été très satisfaisants avec un taux de classification de 100% [Miraoui\_2017].

Dans le cadre de cette thèse, notre contribution sera d'étudier plusieurs configurations du système d'imagerie micro-onde, en procédant à une rotation de l'antenne émettrice d'un pas de 15° autour du sein, afin de détecter et de localiser les tumeurs mammaires à un stade précoce, en utilisant les réseaux de neurones.

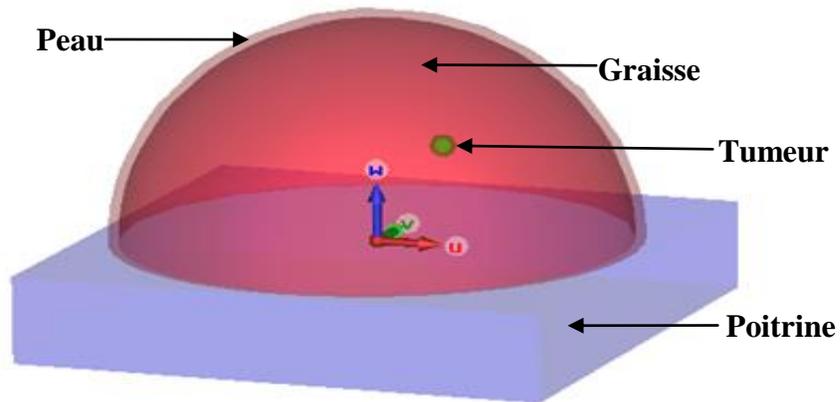
### **2.3 Etude du système d'imagerie micro-onde pour la détection du cancer du sein**

Dans notre étude, nous avons utilisé un système micro-onde qui comprend : le modèle du sein en 3-D, la tumeur et en plus des antennes ULB d'émissions et de réception des signaux. Ce système est réalisé sous l'environnement CST Microwavestudio (*Computer Simulation Technologie*). Le principe utilisé est d'envoyer une impulsion gaussienne prédéfinie sous CST par une antenne émettrice, à travers les tissus mammaires. Puis, de récupérer des signaux par une autre antenne réceptrice, placée en opposé, et cela pour les différentes locations de la tumeur. Les données ainsi collectés seront utilisées comme une base de données d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels (RNAs).

Nous commençons par décrire le fantôme mammaire puis les l'antenne utilisées.

#### **2.3.1 Fantôme mammaire**

Ces dernières années, plusieurs modèles du sein ont été exposés dans la littérature par [Shao\_2005], [Fear\_2000] et [KLEMM\_2008]. Notre choix du modèle mammaire est porté sur celui développée par « S. A. AlShehri et S. Khatun » [AlShehri\_2009], vuqu'il correspond très bien à notre application. Ce prototype est de forme hémisphériques (figure2.1) et présente les dimensions citées dans le tableau 2.1.



**Figure 2.1** Prototype du sein avec tumeur.

Grandeur du fantôme	Taille (cm)
Diamètre du sein	10
Hauteur du sein	6
Epaisseur de la peau	0.2
Epaisseur de la poitrine	2

**Tableau 2. 1** Dimensions du fantôme du sein.

Les propriétés diélectriques correspondant au fantôme du sein et à la tumeur pour une fréquence de 4GHz (fréquence d'émission des impulsions) sont représentées dans le tableau 2.2, où  $\epsilon_r$  est la permittivité relative et  $\sigma$  est la conductivité en (Siemens/m) [AlShehri\_2009].

	Conductivité $\sigma$ (S/m)	Permittivité $\epsilon_r$
Peau	1.49	37.9
Graisse	0.14	5.14
poitrine	1.85	53.5
Tumeur	1.20	50

**Tableau 2. 2Dimensions du fantôme du sein.**

### 2.3.2 Antenne micro-ruban rectangulaire

Dans notre travail, nous avons besoin d'envoyer des impulsions très courtes dans le temps d'où la nécessité d'utiliser des antennes ULB (Ultra Large Bande). En effet l'impulsion ne doit pas être déformée, en durée, par l'antenne sous peine de perdre les bénéfices escomptés.

Les antennes ULB utilisées pour l'imagerie micro-onde doivent présenter des caractéristiques dictées par la nature de cette technologie en plus des habituels critères de qualité d'une antenne «classique» comme l'adaptation d'impédance, le rendement, et le rayonnement. Ainsi, l'antenne doit présenter un rendement optimal et des caractéristiques constantes sur une très large bande de fréquence. Les antennes ULB les plus utilisées pour les systèmes d'imagerie micro-onde dans le domaine médical sont les antennes micro-ruban à cause de leur volume réduit qui les rendent applicables aux différentes situations d'intégration en plus de leurs faibles coûts et facilité de fabrication, nous pouvons citer : les antennes Vivaldi à transition progressive et les antennes patch.

Notre choix est porté sur les antennes micro-ruban rectangulaires à plan de masse partiel [Seladji\_2013], car elles se définissent d'être ULB, planes et compactes avec un diagramme de rayonnement omnidirectionnel à faible gain tout à fait adapté à notre système d'imagerie micro-onde.

L'antenne micro-ruban rectangulaire réalisée sur un substrat de type FR-4 (*Flame Resistant 4*) présentant une permittivité relative  $\epsilon_r = 3.34$ , avec une épaisseur égale à 0.794mm. Un plan de masse partiel semi-circulaire est imprimé sur sa surface inférieure (figure 2.2). Cette antenne a été conçue pour la détection du cancer de sein, elle répond d'une manière satisfaisante aux exigences

imposées par l'imagerie micro-onde, elle présente un comportement Ultra Large Bande (ULB) et elle se caractérise par un faible gain qui est suffisant pour l'application en question.

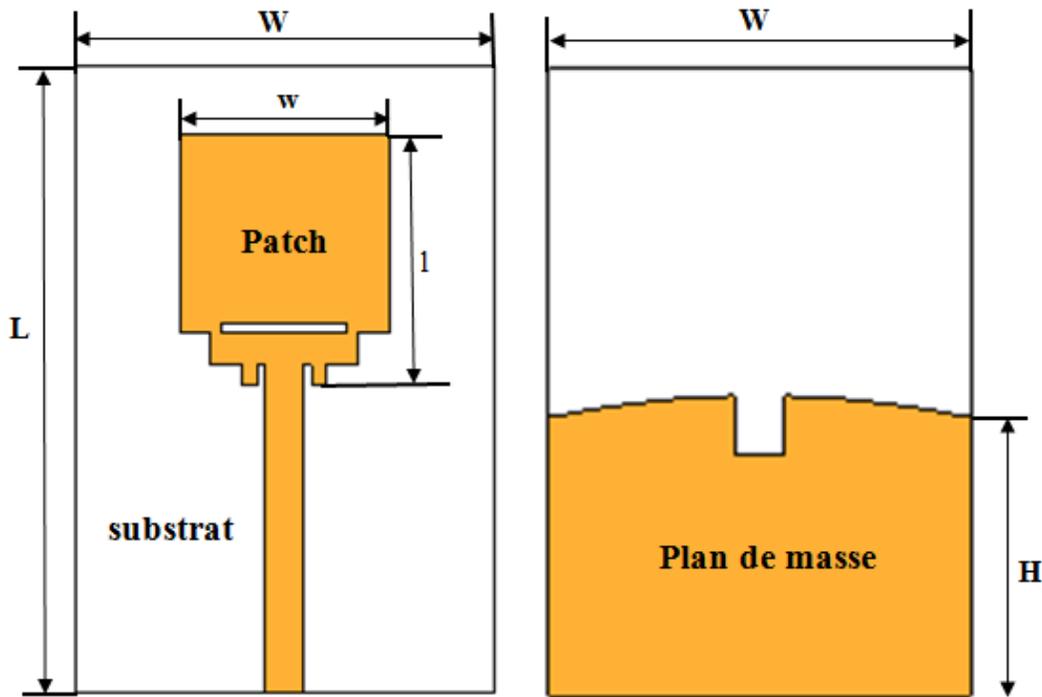


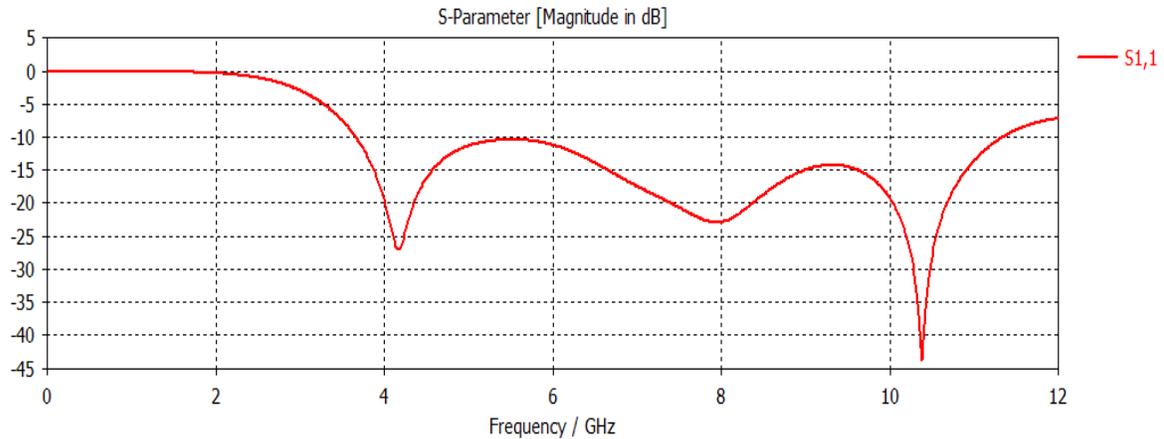
Figure 2. 2 Antenne micro-ruban [Seladji\_2013].

Les dimensions de l'antenne sont résumées dans le tableau 2.3.

Patch		Substrat		Plan de masse	
l (mm)	w (mm)	L (mm)	W (mm)	H (mm)	W (mm)
12	10	30	25	13.2	25

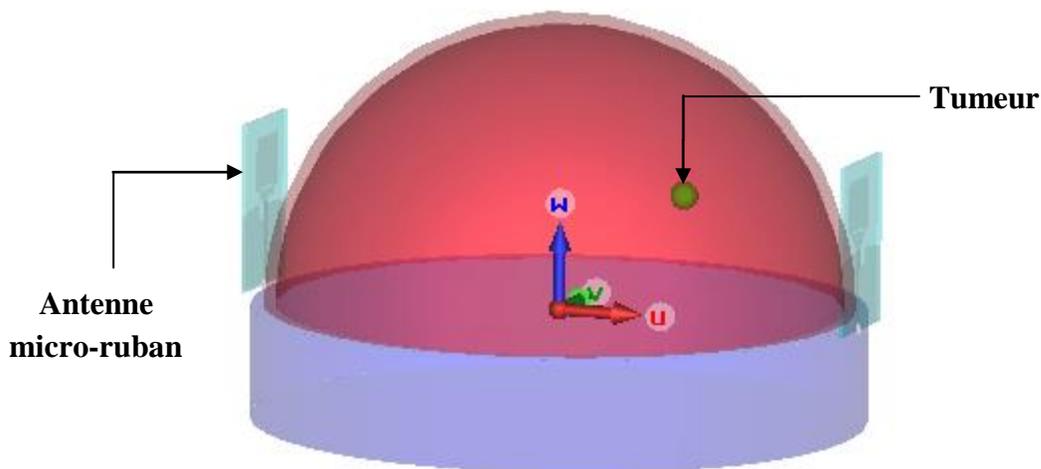
Tableau 2. 3 Dimensions de l'antenne micro-ruban rectangulaire.

le coefficient de réflexion de l'antenne  $S_{11}$  (dB) illustrée par la figure 2.3, présente une bande passante de 7,62 GHz s'étalant de 3,55 GHz à 11,17 GHz.



**Figure 2. 3 Coefficient de réflexion de l'antenne micro-ruban.**

La figure 2.4 illustre le système d'imagerie micro-onde utilisé par la suite, afin de détecter le cancer du sein (tumeurs). Chaque paires (émission/ réception) de l'antenne micro-ruban rectangulaire va servir à envoyer des impulsions gaussiennes séparées par le fantôme du sein présenté précédemment. Notre étude s'est portée sur une tumeur de 2.5mm de rayon qui se rapproche de la dimension minimale d'une tumeur à un stade précoce.



**Figure 2. 4 Système d'imagerie micro-onde pour la détection du cancer du sein.**

## 2.4 Détection et localisation de la tumeur par réseau de neurones

Les réseaux de neurones artificiels RNA's sont apparus comme des outils intéressants dans divers domaines industriels et de recherche. Ils sont capables de résoudre les problèmes non linéaires et complexes comme la reconnaissance des formes, la classification ou l'optimisation.

Un réseau de neurones est une série d'algorithmes qui tentent à identifier la relation sous-jacente dans un ensemble de données, en utilisant un processus qui imite le fonctionnement du cerveau humain. Les RNA's ont la capacité de s'adapter à l'évolution des données afin d'avoir le meilleur résultat possible, sans qu'il soit nécessaire de repenser les critères de sortie[**ABU NASIR\_2012**].

L'avantage d'utiliser un réseau neuronal réside dans le fait qu'il est capable d'apprendre le comportement d'une application en utilisant ses données d'entrée-sortie, les capacités d'apprentissage et de généralisation qu'il possède lui permettent de traiter plus efficacement les problèmes non linéaires variant dans le temps, même dans des conditions bruyantes. Ainsi, ils peuvent résoudre de nombreux problèmes non résolus ou résolus d'une manière inefficace par des techniques existantes, y compris la logique floue. Enfin, les réseaux de neurones peuvent développer des solutions afin de répondre à une précision prédéfinie, Mais leur inconvénient majeur demeure dans l'impossibilité de déterminer leurs tailles et leurs structures pour résoudre un problème donné.

Dans notre étude, nous avons utilisé le perceptron multicouche de type feed-forward.

### 2.4.1 Perceptron multicouche

Le perceptron multicouche(PMC) est le type de réseau le plus utilisé dans plusieurs domaines, il est de type (feed-forward) composé de plusieurs couches successives (figure2.5).

L'idée consiste à regrouper les neurones par couches interconnectées. Une première couche appelée couche d'entrée qui est composée d'un certain nombre de neurones, dont la tâche est de recevoir l'information de l'extérieur. Cette dernière est transformée puis transmise aux neurones de la (ou des) couche (s) intermédiaire (s) qui va effectuer certains traitements. Ensuite, les résultats seront envoyés vers une dernière couche appelée couche de sortie [**M. Zribi\_2012**].

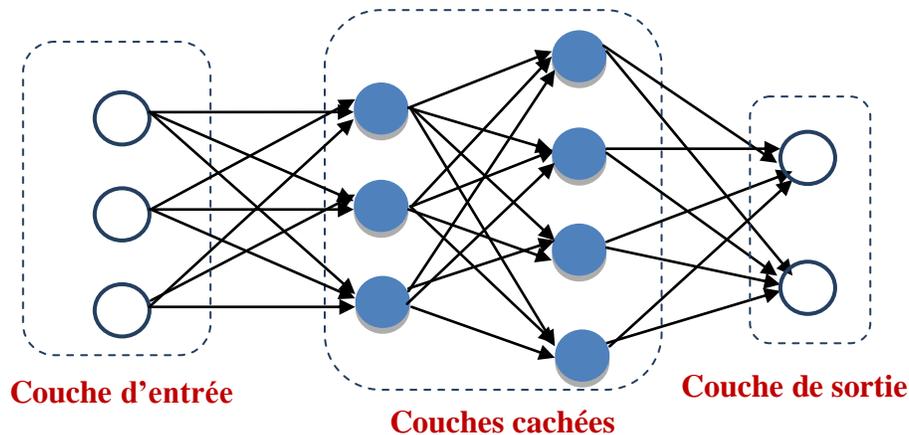


Figure 2. 5 Perceptron multicouches.

### 2.4.2 Algorithme d'apprentissage

L'algorithme d'apprentissage est une activité essentielle à la base même de toute évolution. C'est un processus calculatoire qui doit être capable d'amener à une certaine prédiction et à une certaine généralisation, son but est de découvrir les règles qui gouvernent et régissent des formes [BABA HAMED\_2017]. L'apprentissage des réseaux de neurones est la procédure qui consiste à estimer les paramètres des neurones du réseau, afin que celui-ci remplisse au mieux la tâche qui lui est affectée [ZIGHED\_2000].

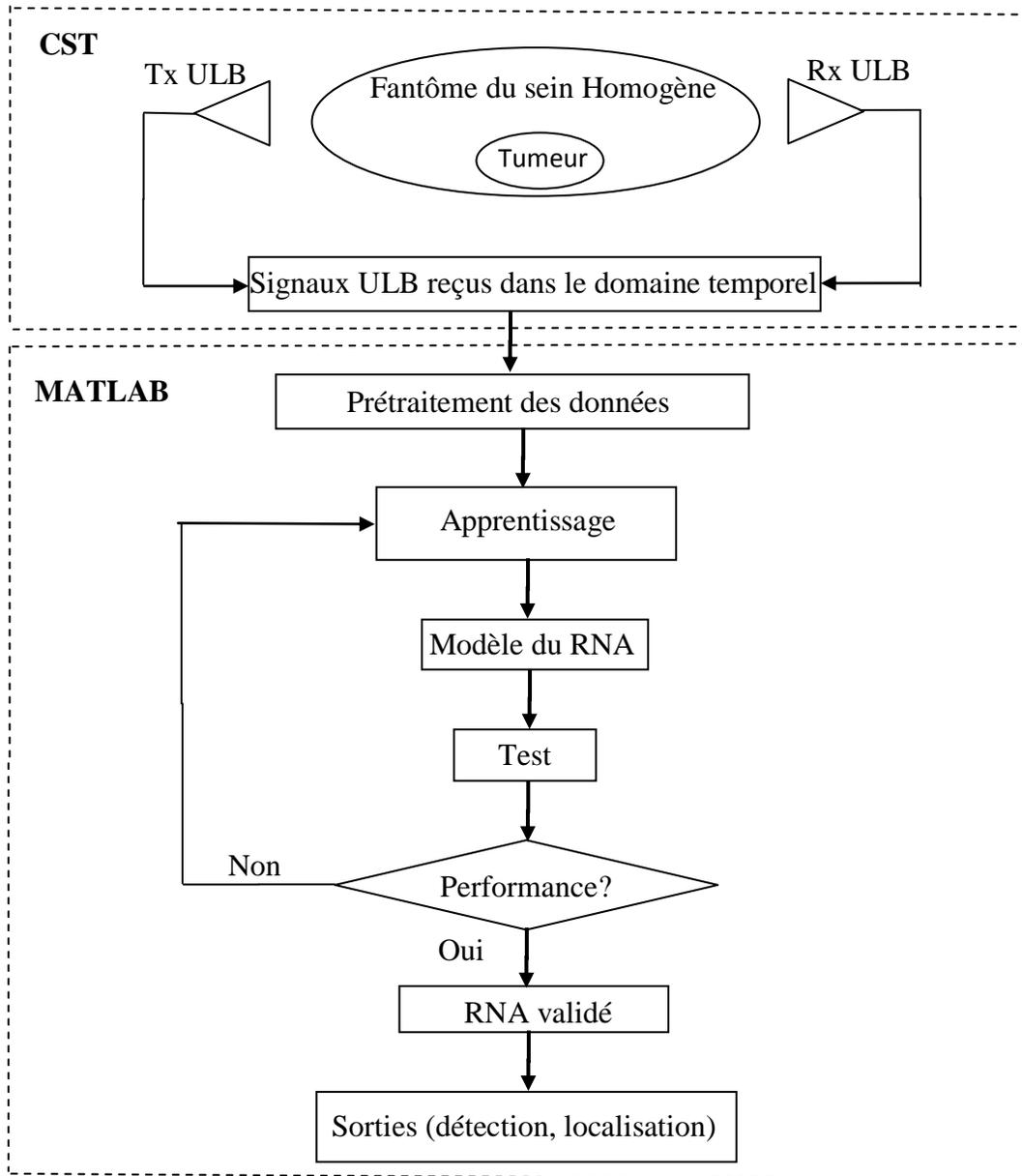
Au cours de cette étude, nous allons utiliser deux types d'algorithmes d'apprentissage : l'algorithme par rétro-propagation du gradient (*trainscg*) et l'algorithme de la descente de gradient avec *momentum* par rétro-propagation (*traingdm*). Ce sont des algorithmes qui sont basés sur l'apprentissage supervisé. Leur principe est de modifier les poids des connexions de chaque neurone du réseau en fonction des données d'apprentissage de telle sorte qu'après un certain temps d'entraînement, il aura acquis une faculté de généralisation.

Une fois que les poids sont définis par cet algorithme, à partir d'exemples connus de l'utilisateur, nous allons chercher à extrapoler le réseau en lui fournissant des entrées inconnues.

### 2.4.3 Construction et validation des réseaux de neurones pour différentes configurations du système d'imagerie micro-onde

Afin de détecter et de localiser des tumeurs mammaires par réseau de neurones, deux environnements vont être utilisés à savoir: l'environnement CSTet l'environnement Matlab "Toolbox neural networks".

L'organigramme 2.1 présente les différentes étapes à suivre



**Organigramme 2. 1 Différentes étapes pour la détection et la localisation des tumeurs mammaires par RNA.**

#### 2.4.3.1 Positionnement de l'antenne et création des bases de données

Dans notre application, nous avons procédé à une rotation de l'antenne émettrice de  $0^\circ$ ,  $15^\circ$ ,  $30^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $60^\circ$ ,  $75^\circ$  et  $90^\circ$  (figure 2.6), afin de créer nos bases de données.

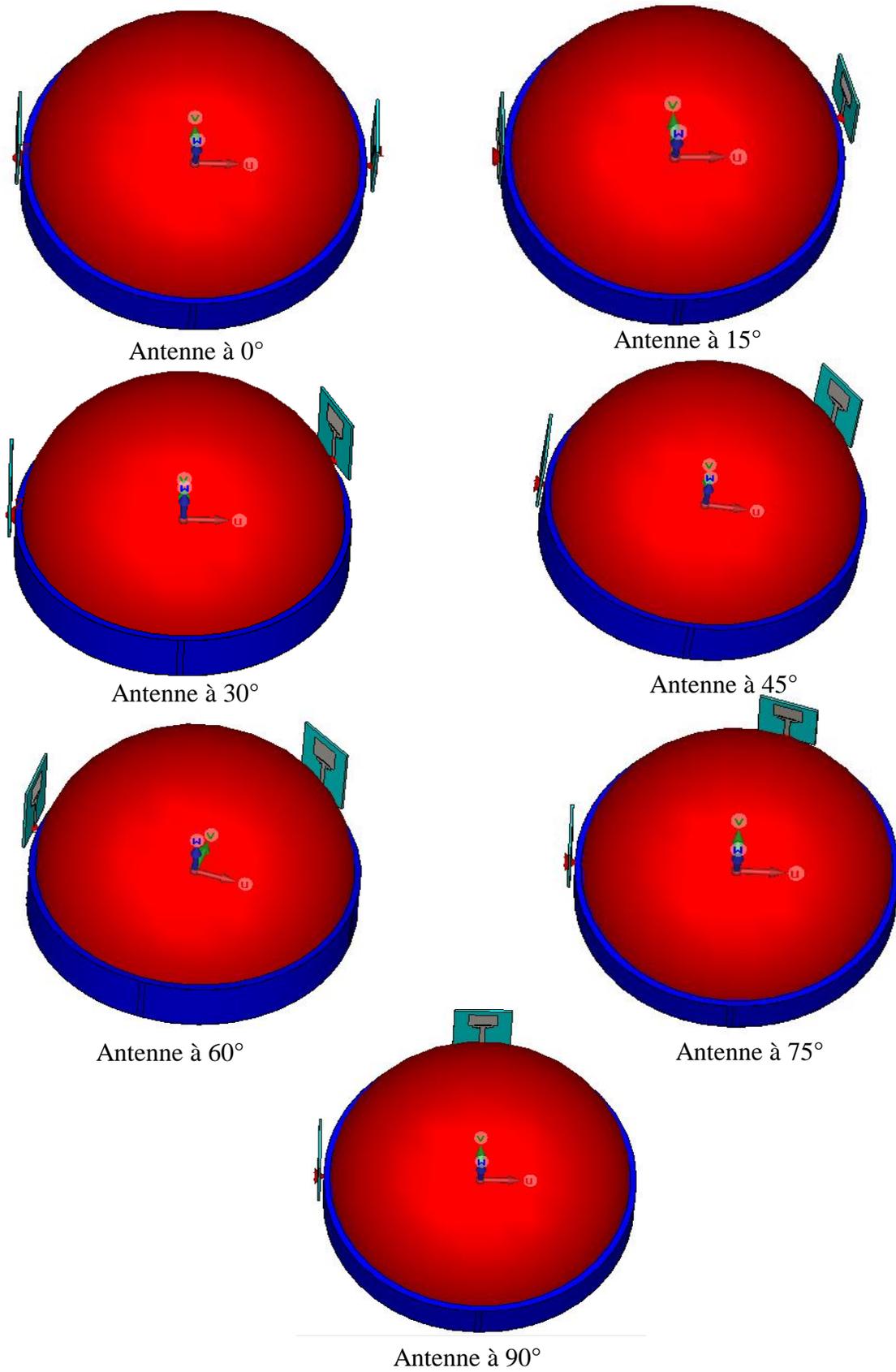
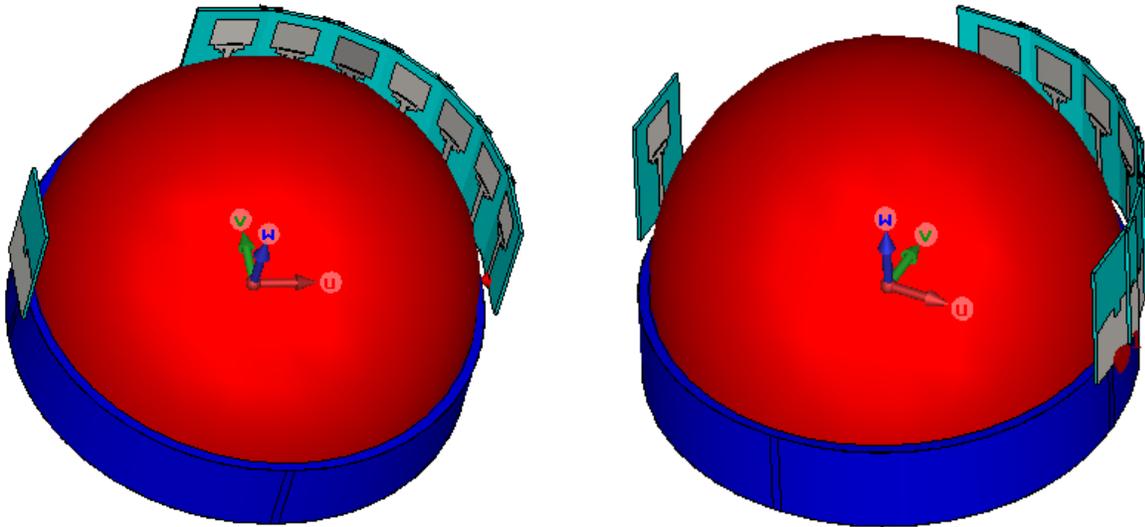


Figure 2. 6 Positions de l'antenne émettrice.

L'étude sur la rotation de l'antenne est limitée au quart supérieur droit et c'est symétrique pour les autres quarts comme l'illustre la figure 2.7.



**Figure 2. 7** Système d'imagerie micro-onde pour différentes position de l'antenne émettrice.

Afin de générer les sept bases de données des positions de la tumeur correspondantes à chaque position de l'antenne en utilisant le fantôme mammaire créé sous CST, nous avons placé une paire d'émetteur-récepteur sur des côtés opposés du modèle du sein comme illustré sur la figure 2.7.

L'antenne micro-ruban rectangulaire a été l'outil qui a servi à la transmission de la cinquième dérivée de l'impulsion gaussienne d'une fréquence centrale de 4 GHz prédéfinie sous le logiciel CST et ainsi la récupération du signal diffusé.

Nous avons utilisé la cinquième dérivée de l'impulsion gaussienne car son spectre de fréquence correspond à celui imposé par la FCC (*Federal Communications Commission*)[Sheng\_2003] qui est compris entre 3.1 GHz et 10.6 GHz. La figure 2.8 illustre le spectre de la cinquième dérivée comparée avec le masque de la FCC.

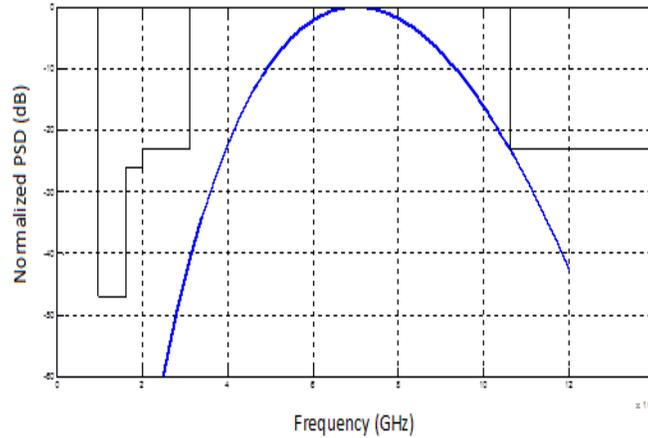


Figure 2. 8 Spectre de la cinquième dérivée comparée avec le masque de la FCC.

La figure 2.9 montre l'impulsion gaussienne transmise par l'antenne :

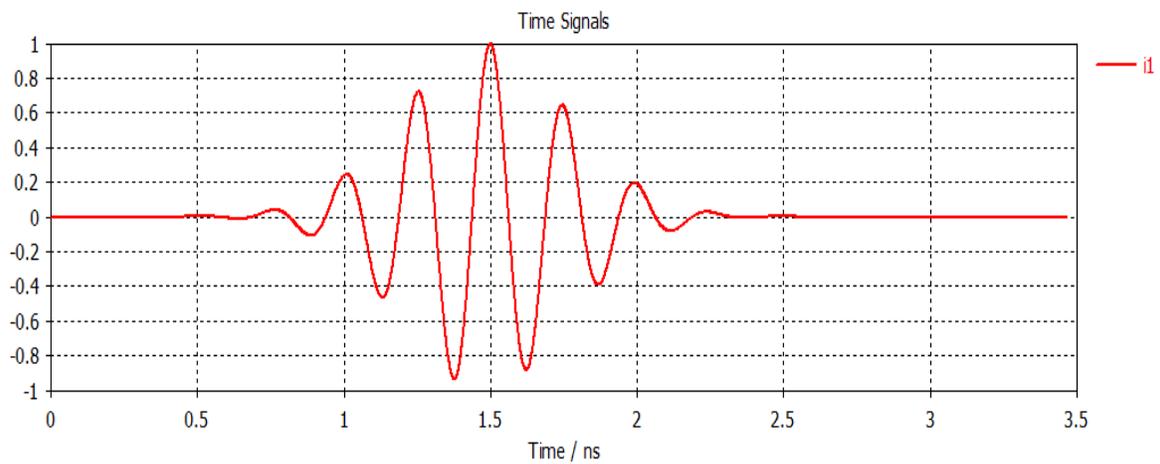


Figure 2. 9 Impulsion gaussienne transmise prédéfinie sous CST.

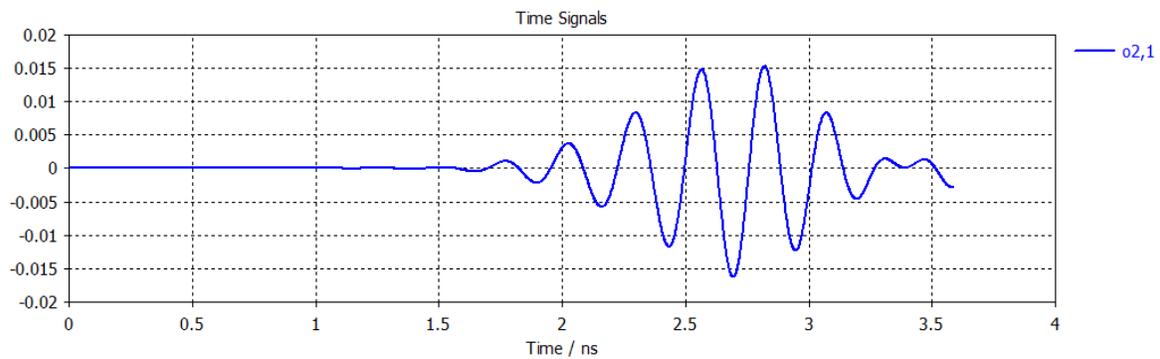
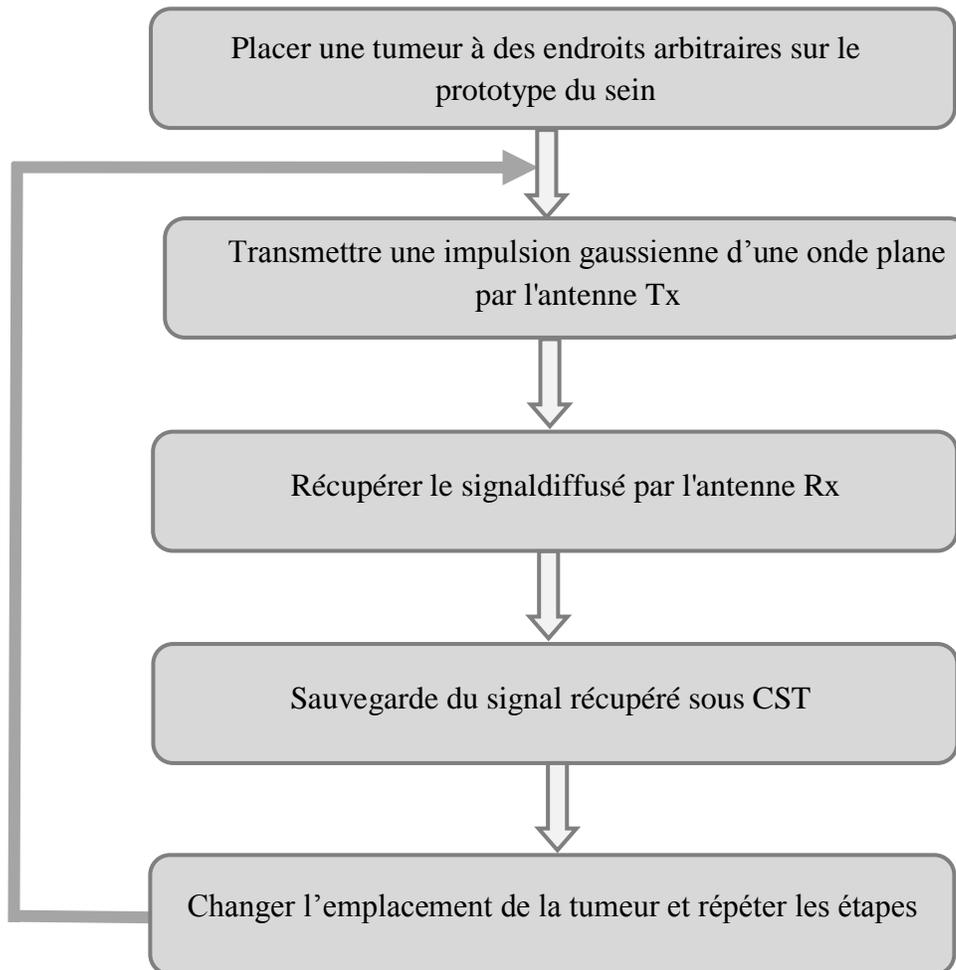


Figure 2. 10 Impulsion gaussienne reçue par l'antenne micro-ruban rectangulaire.

La figure 2.10 montre l'impulsion gaussienne reçue par l'antenne micro-ruban rectangulaire.

Comme nous pouvons le constater à partir de ces deux figures, il y a une nette diminution en amplitude des signaux récupérés par rapport à l'impulsion transmise. Cette diminution s'estime à 2.5% pour l'antenne patch rectangulaire. Ceci est dû à deux phénomènes, le phénomène d'absorption des tissus mammaires et le phénomène de réflexion de la peau. Une étude de [Chaudhary\_2018] a démontré qu'avec des mesures Ex vivo, la peau provoque la réflexion totale de l'onde incidente.

L'organigramme 2.2 montre les différentes étapes pour la création des bases de données qui contiennent un ensemble d'entrées /sorties des positions des tumeurs récupérées sous CST.



**Organigramme 2. 2 Différentes étapes pour la création de la base de données.**

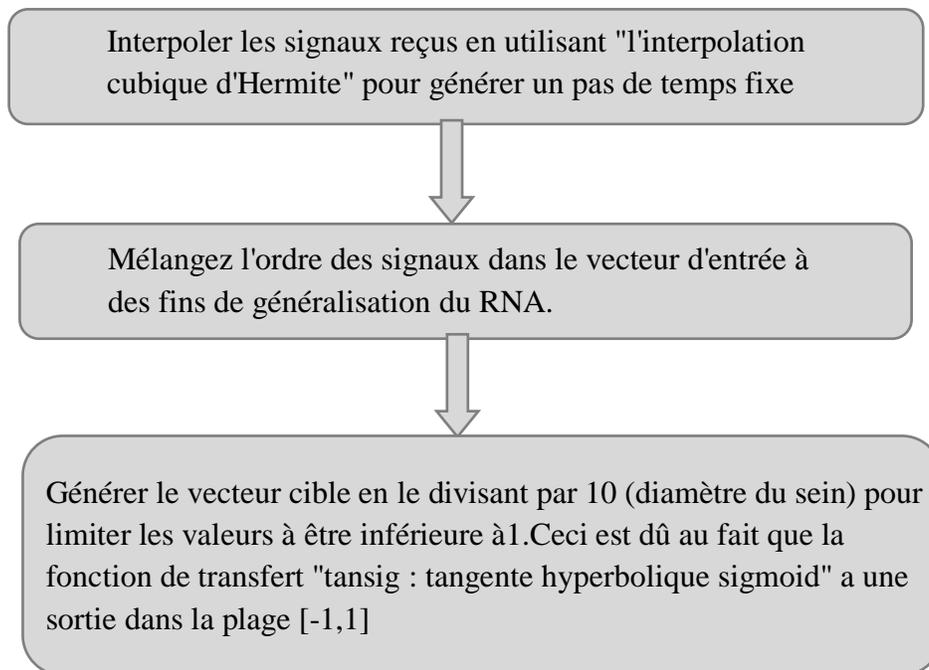
Ce processus de génération des données a été effectué pour 441 différents emplacements de la tumeur suivant les axes X et Y pour chaque position de l'antenne émettrice, et à partir de cet ensemble de données, deux groupes de signaux reçus ont été formés comme suit:

**Groupe (1):** un ensemble de 341 signaux (340 avec tumeur et 1 sans tumeur) ont été utilisé pour la phase d'apprentissage de notre RNA.

**Groupes (2):** un ensemble de 101 signaux (100 avec tumeur et 1 sans tumeurs) ont été utilisé pour la phase de test du RNA.

### 2.4.3.2 Génération du vecteur d'entrée du réseau de neurones

Pour générer le vecteur d'entrée pour l'apprentissage et le test des RNAs (qui est constitué par les amplitudes des signaux ULB reçus dans le domaine temporel), nous avons utilisé les étapes suivantes:



#### Organigramme 2. 3 Différentes étapes pour la génération du vecteur d'entrée.

Lors de notre étude, nous avons remarqué que les signaux récupérés sous l'environnement CST contiennent un nombre d'échantillons important avec un pas d'échantillonnage variable dans le temps. Pour cela, et lors de la génération du vecteur d'entrée  $P(x_i)$  de notre réseau neuronal (voir organigramme 2.3), nous avons procédé à une interpolation cubique d'Hermite dans le but

de réduire le nombre d'échantillons et de fixer le même pas d'échantillonnage pour tous les signaux.

La couche d'entrée de notre réseau contient autant de neurones que le vecteur d'entrée  $P(x_i)$ . Le tableau 2.4 illustre le segment temporel utilisé ainsi que le nombre de neurones de la couche d'entrée du réseau pour chaque emplacement d'antenne.

Emplacement de l'antenne	Segment de temps	Nombre de neurones dans la couche d'entrée
Antenne à 0°	2.8207:0.01:3.5937	78
Antenne à 15°	2.9431:0.01:3.5309	59
Antenne à 30°	2.5526:0.01:3.4988	95
Antenne à 45°	2.2019:0.01:3.5537	136
Antenne à 60°	2.4322:0.01:3.3203	89
Antenne à 75°	2.3777:0.01:3.0611	69
Antenne à 90°	2.4264:0.01:3.5911	117

**Tableau 2. 4 Nombre de neurones de la couche d'entrée.**

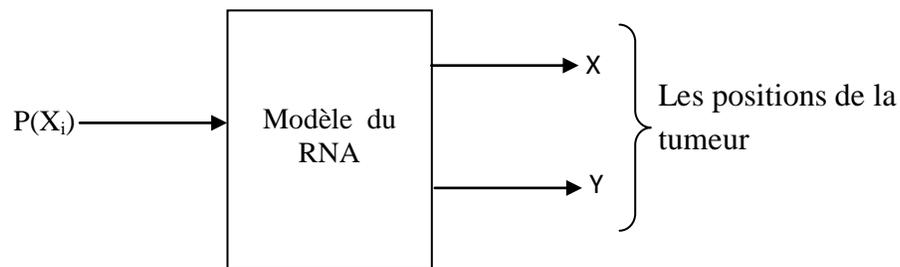
### 2.4.3.3 Dimensionnement et création du réseau de neurones

Le réseau de neurones est l'un des meilleurs outils pour une telle application de reconnaissances [AlShehri\_2009], malgré le fait que la meilleure architecture du RNA et l'algorithme d'apprentissage sont des problèmes très difficiles à résoudre [Lim\_2008][Bishop\_1997]- [Wang\_2005]. Ceci est due au fait qu'il n'existe pas de règles empiriques satisfaisantes, ni des résultats théoriques qui permettent le dimensionnement des RNA's en fonction du problème posé. Dans notre application, nous avons appliqué le dimensionnement et l'apprentissage des réseaux de neurones multicouches de type *feed-forward* pour la détection et la localisation de l'existence d'éventuelle tumeur. L'architecture des réseaux de neurones à développer dépend principalement des données des ensembles d'apprentissage. En ce qui concerne le nombre de neurones dans la couche d'entrée et de sortie du RNA, ils sont connus préalablement, comme nous l'avons déjà mentionné la couche d'entrée contient autant de neurones que le vecteur d'entrée comme illustré dans le tableau 2.4. Pour la

couche de sortie, il y a autant de neurones que d'état à prédire. Dans notre étude, la couche de sortie contient deux neurones qui indiquent les emplacements de la tumeur selon les deux axes X et Y. Il est à noter que l'existence de la tumeur est décidée par une sortie positive du RNA.

Le problème majeur réside dans le choix du nombre des couches cachées et du nombre de neurones dans chacune d'elles, vu qu'il n'existe aucune règle qui le permet. La meilleure façon de trouver la topologie adéquate à la résolution de notre problème se fait de manière expérimentale c'est-à-dire que nous allons modifier la taille du RNA jusqu'à obtenir la sortie désirée.

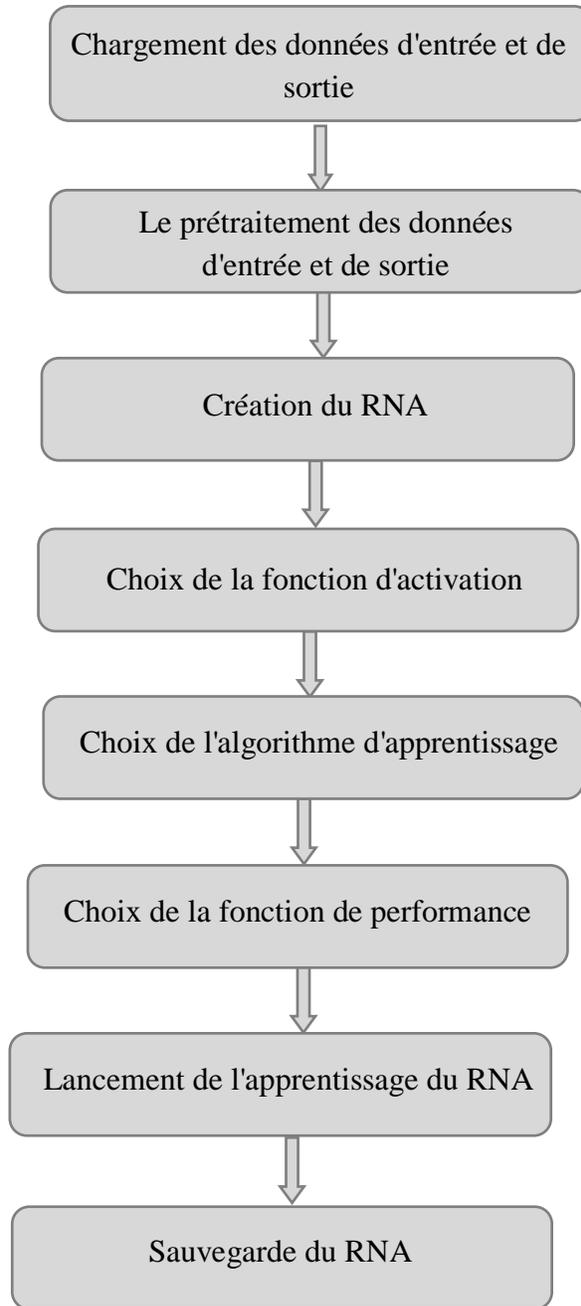
La figure 2.1 illustre le schéma synoptique de notre modèle :



**Figure 2. 11 Le schéma synoptique du modèle.**

Ou  $P(X_i)$  : Vecteur d'entrée après interpolation.

L'organigramme 2.4 présente les différentes étapes pour la création et l'apprentissage du RNA



**Organigramme 2.4** Différentes étapes pour l'apprentissage du RNA.

Pour la création et l'apprentissage du RNA, nous avons utilisé la boîte à outils « Matlab Réseau de Neurones » (*Neural Network Toolbox : NNtool*) [NNT\_2016].

#### 2.4.3.4 Phase d'apprentissage

Un RNA est opéré en deux phases consécutives: une phase de conception et une phase d'utilisation. La première phase consiste à choisir l'architecture du réseau et ses paramètres (le nombre de neurones, le nombre de couches cachées et les fonctions de transfert de chaque couche). Une fois que ces choix sont fixés, nous passons à la deuxième phase qui représente l'apprentissage de notre réseau. Au cours de notre étude, nous allons utiliser le principe de l'apprentissage supervisé, qui consiste à minimiser une fonction, appelée *fonction prédictive ou fonction de coût*, calculée à partir des exemples de la base d'apprentissage (groupe 1) et de la sortie du réseau de neurones. Cette fonction nous permet d'arriver au résultat souhaité mais comment se généralisera-t-elle sur des données qu'elle n'a pas encore vues lors de la phase d'apprentissage? Donc l'objectif principal d'effectuer un apprentissage du RNA est de prédire des résultats et dans notre cas, il s'agit de prédire les positions de la tumeur selon les axes X et Y sur des données non vues c'est-à-dire les exemples de la base de test (groupe2) par la fonction prédictive. Le but est que la prédiction effectuée soit la plus proche possible de la réalité et ceci après que le modèle s'est entraîné sur les données d'apprentissage. Pour cela, les données d'apprentissage doivent être assez représentatives du problème posé et plus ces données sont représentatives, mieux seront les propriétés capturées par le modèle prédictif. Par conséquent, le modèle de prédiction calculé à l'issue de la phase d'apprentissage sera mieux généralisable et permettra des prédictions plus précises sur des données de l'ensemble de test.

Mais lors de la phase d'apprentissage deux phénomènes peuvent survenir : le sur-apprentissage ou le sous- apprentissage.

- Le sur-apprentissage : désigne le fait que le modèle prédictif produit par l'algorithme d'apprentissage s'adapte bien aux données de la base d'apprentissage mais il ne reconnaît aucuns exemples de la base de test. Cela peut apparaitre lorsque nous utilisons un nombre trop grands de couches cachées et de neurones dans chacune d'elles.
- Le sous-apprentissage : veut dire que le modèle prédictif généré lors de la phase d'apprentissage s'adapte mal aux exemples d'apprentissages. Bien évidemment, le modèle prédictif ne se généralisera pas bien non plus sur les données de test. Finalement, le modèle ne sera viable car les erreurs de prédictions seront grandes. Cela se produit lorsque le réseau est trop petit par rapport à la base d'apprentissage.

Dans le but de calculer la fonction prédictive, nous avons choisi d'utiliser deux algorithmes d'apprentissage à savoir: l'algorithme par rétro-propagation du gradient (*trainscg*) et l'algorithme de la descente de gradient avec *momentum* par rétro propagation (*traingdm*).

Après plusieurs essais, nous avons constaté que les architectures des RNA's (figures 2.12 - 2.18) présentaient les meilleures performances pour ce type d'application. Ces architectures sont retenues pour chaque emplacement de l'antenne émettrice. Les paramètres d'apprentissage de chaque réseau neuronal sous MATLAB sont résumés dans le tableau 2.5. La fonction d'activation utilisée est la fonction tangente hyperbolique sigmoïde qui a un intervalle de sortie de  $[-1; 1]$ .

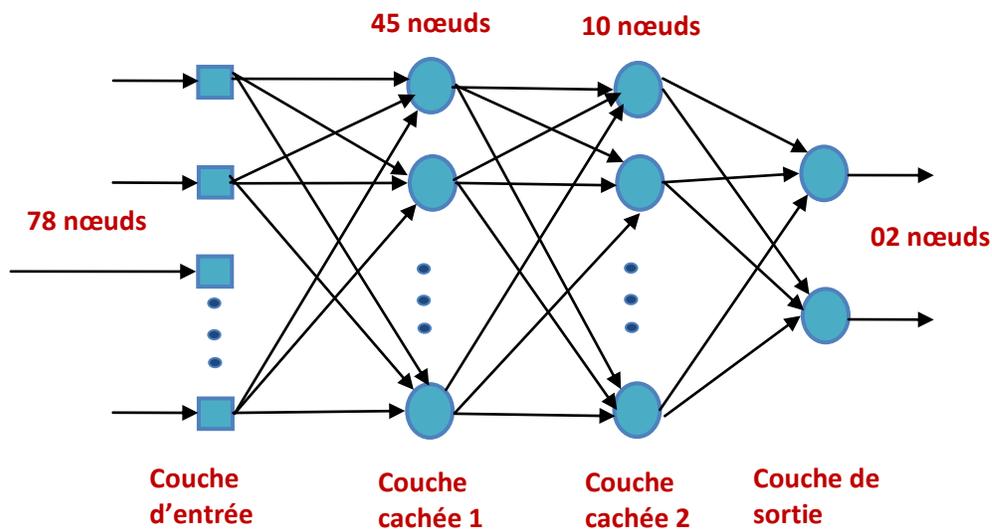


Figure 2. 12 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à  $0^\circ$ .

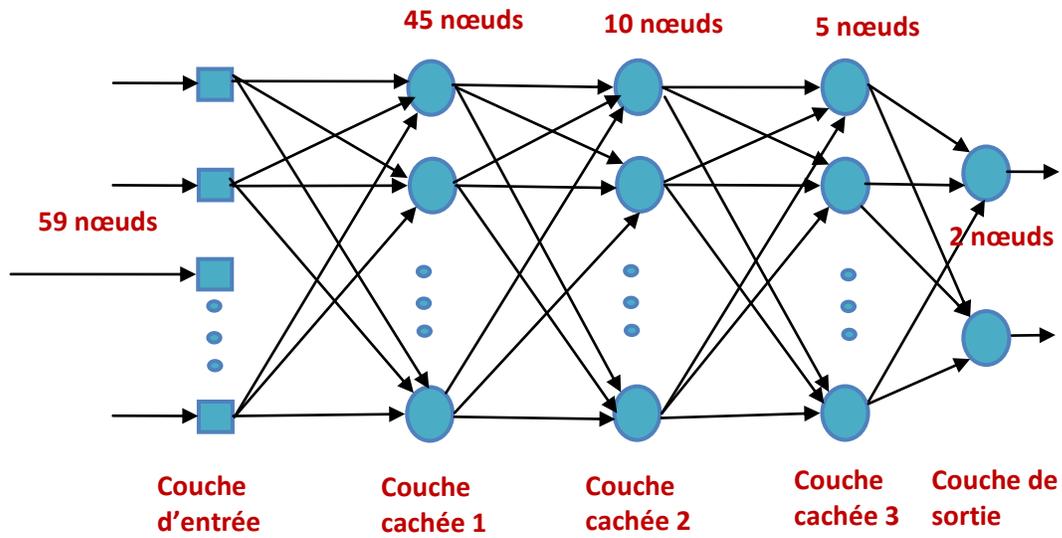


Figure 2. 13 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 15°.

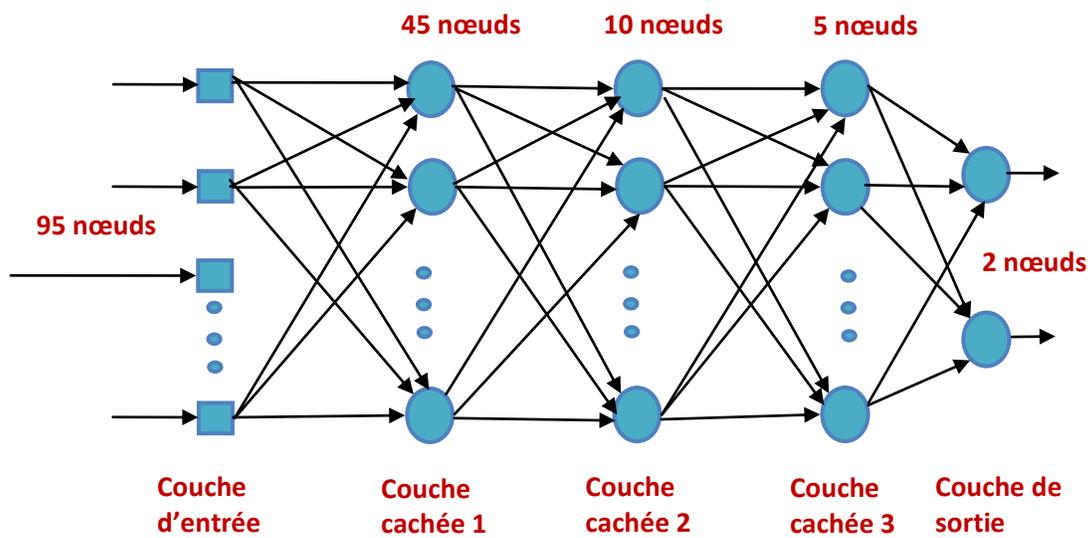


Figure 2. 14 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 30°.

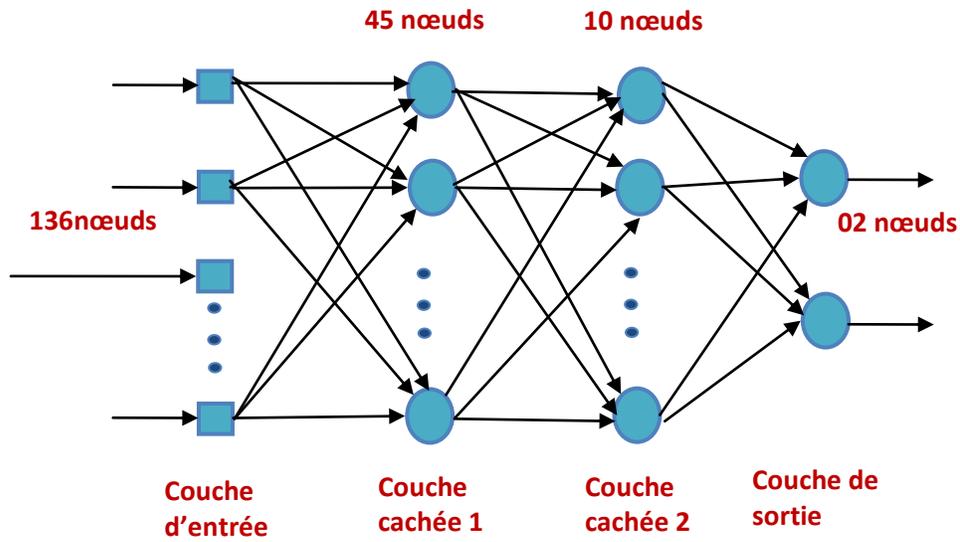


Figure 2. 15 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 45°.

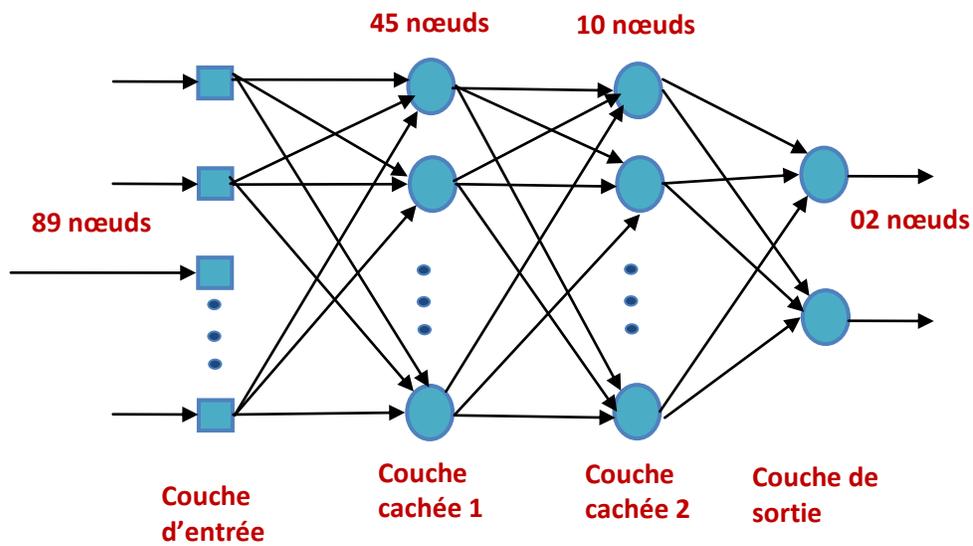


Figure 2. 16 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 60°.

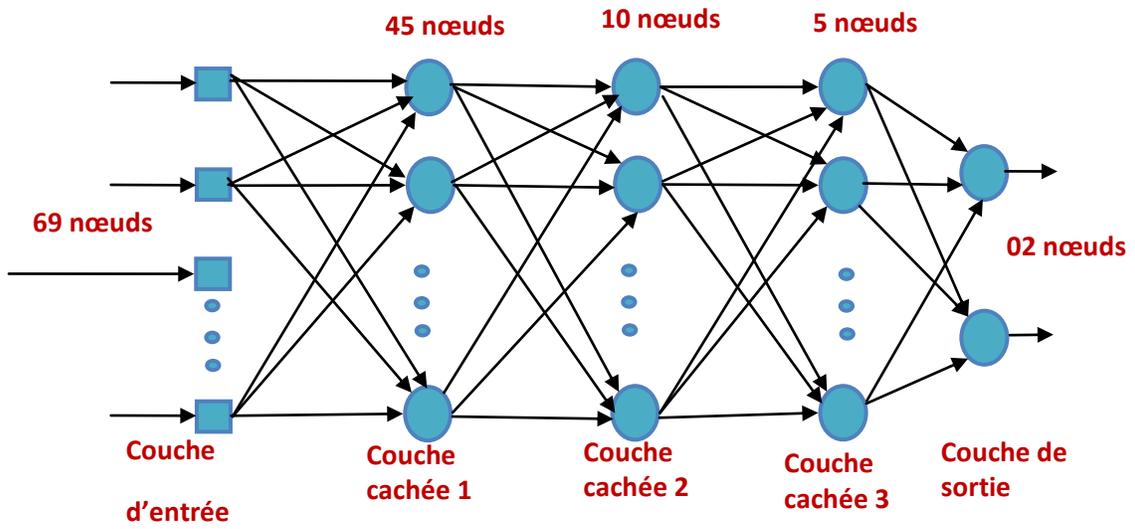


Figure 2. 17 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 75°.

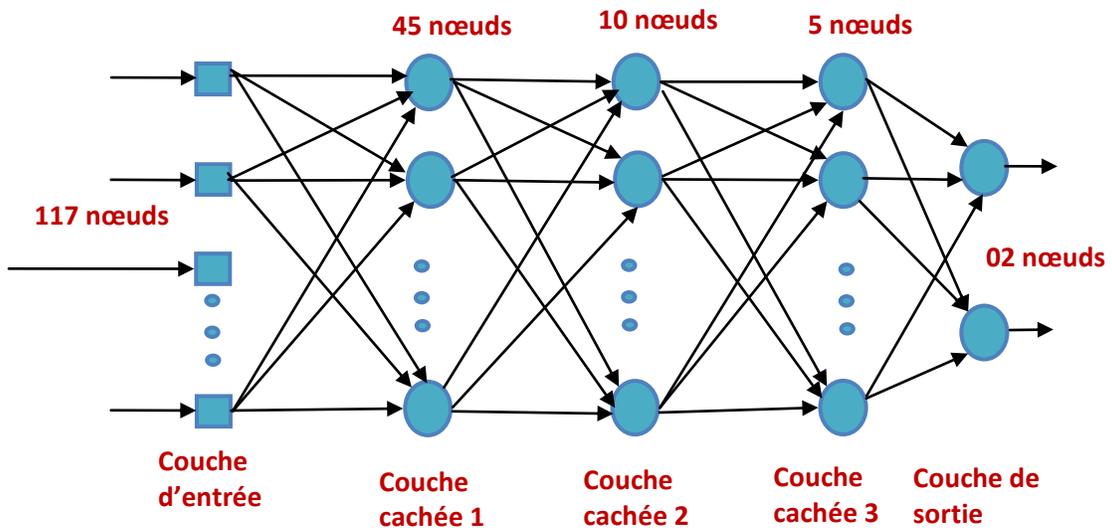


Figure 2. 18 Réseau de neurones conçu pour une antenne réceptrice à 90°.

Paramètres du RNA	Positions d'antenne(°)						
	0	15	30	45	60	75	90
Nombre de neurones dans la couche d'entrée	78	59	95	136	89	69	117
Nombre de neurones dans la couche cachée 1	45	45	45	45	45	45	45
Nombre de neurones dans la couche cachée2	10	10	10	10	10	10	10
Nombre de neurones dans la couche cachée3	-	5	-	-	-	5	5
Nombre de neurones dans la couche de sortie	02	02	02	02	02	02	02
Fonction d'activation	<i>tansig</i>	<i>tansig</i>	<i>tansig</i>	<i>tansig</i>	<i>tansig</i>	<i>tansig</i>	<i>tansig</i>
Algorithme d'apprentissage	<i>trainscg/traingdm</i>						

**Tableau 2. 5 Paramètres du RNA pour une antenne émettrice à 0°, 15°, 30°, 45°, 60°, 75° et 90°.**

Une fois que les paramètres d'apprentissage sont établis (dimensionnement du RNA et fonction d'activation), nous devons déterminer la fonction de performance qui représente un critère très décisif, car elle dépend directement du problème posé. Dans notre étude, nous avons utilisé la fonction « *MSE* » (*Mean Square Error*) qui nous indique sur l'écart entre les valeurs prédites à la sortie du RNA et les valeurs réelles sous CST. Les figures 2.19, 2.20, 2.21, 2.22, 2.23 et 2.24 représentent les performances d'apprentissage des deux algorithmes utilisés : *trainscg* et *traingdm* pour chaque emplacement de l'antenne émettrice.

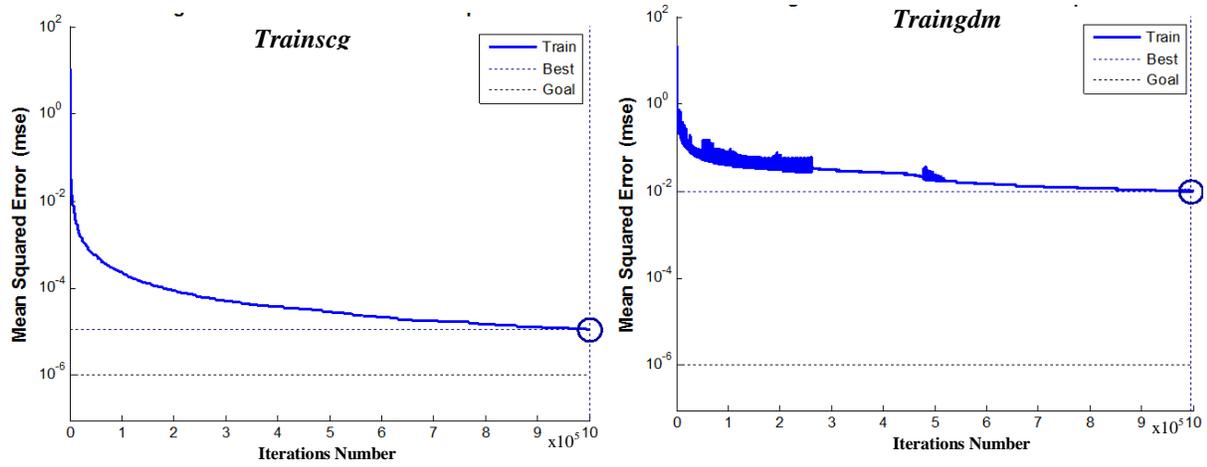


Figure 2. 19 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 0°.

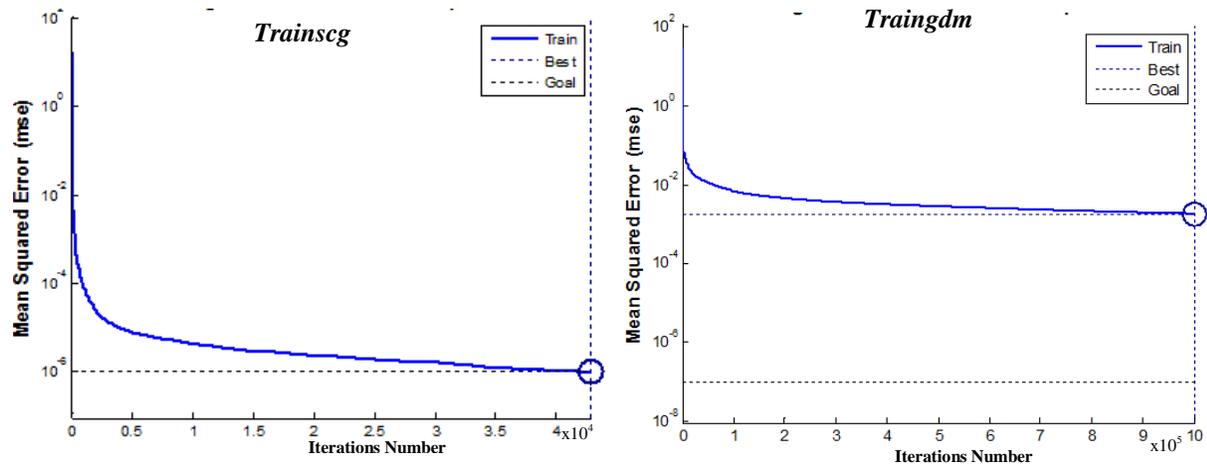


Figure 2. 20 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 30°.

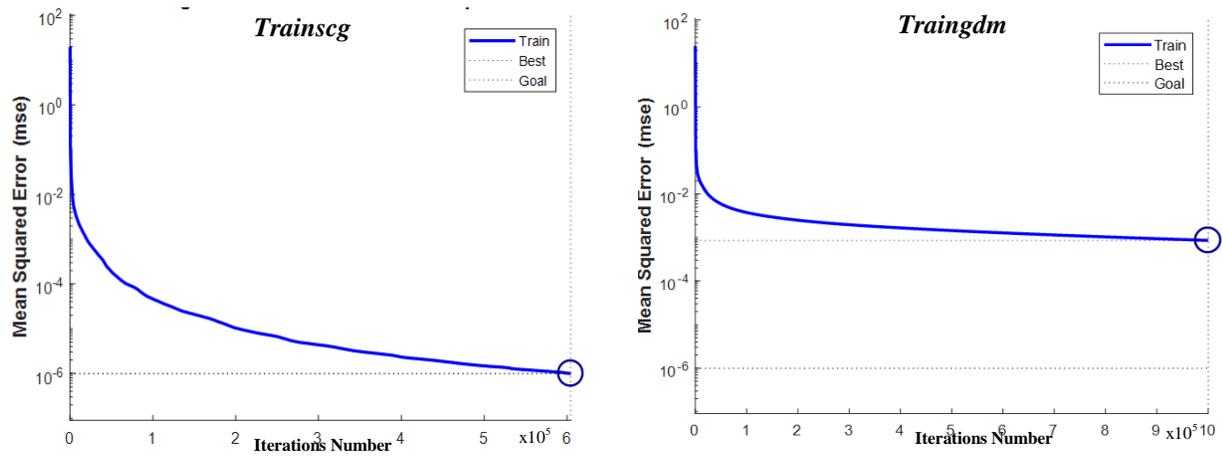


Figure 2. 21 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 45°.

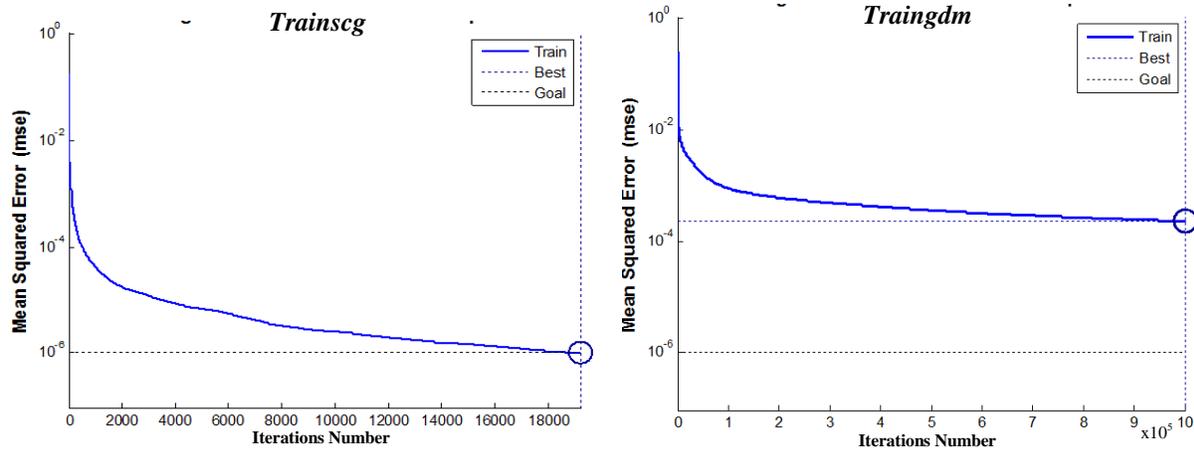


Figure 2. 22 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 60°.

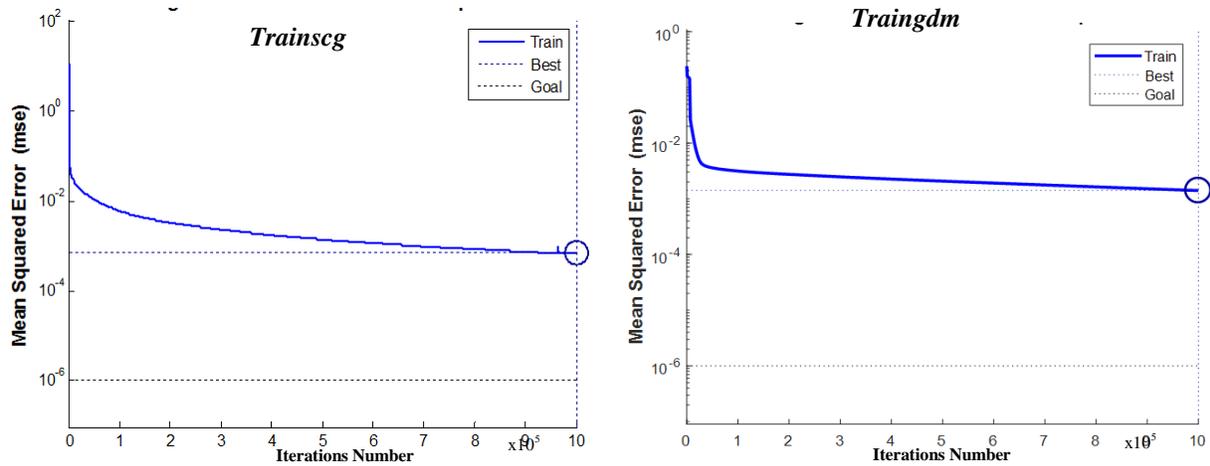


Figure 2. 23 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 75°.

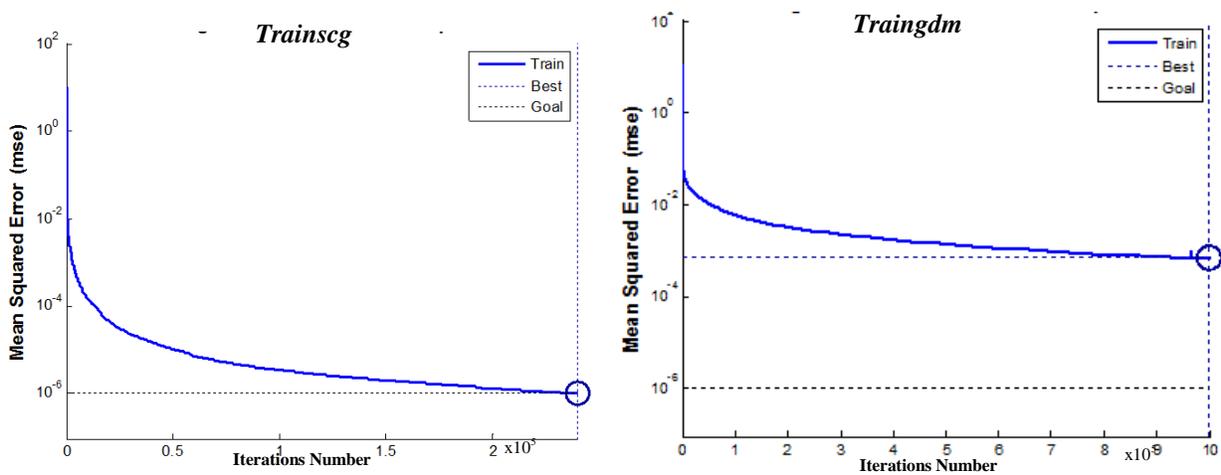


Figure 2. 24 Performances de la phase d'apprentissage pour une antenne à 90°.

## **2.5 Résultats et discussions**

Une fois que la phase d'apprentissage des deux algorithmes est accomplie, les performances de nos RNA's sont testées en utilisant les groupes 2 de test pour chaque emplacement de l'antenne, si les résultats obtenus ne sont pas convenables, il faut soit relancer l'apprentissage avec de nouveaux paramètres tout en gardant la même topologie des RNA's pour éviter les minimas locaux, soit modifier toute l'architecture des RNA's.

Les tableaux 2.6 et 2.7 montrent les résultats de détection et de localisation de la tumeur en utilisant l'algorithme d'apprentissage par rétro-propagation du gradient (*trainscg*). La phase d'apprentissage a duré respectivement 10 heures, 03 minutes, 09 heures, 11 minutes, 02 heures, 05 heures, 05 heures pour chaque emplacement d'antenne.

Position réelle de la tumeur (cm/10)		Sortie du RNA (trainscg)							
		Antenne à 0°		Antenne à 15°		Antenne à 30°		Antenne à 45°	
X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
0.05	0.6	0.0482	0.6181	0.0422	0.6215	0.0439	0.6042	0.0671	0.6205
0.1	0.85	0.0048	0.8362	0.0950	0.8721	0.0302	0.848	0.0933	0.8328
0.15	0.75	0.2981	0.7485	0.1328	0.7886	0.1438	0.7557	0.1662	0.766
0.2	0.55	0.2100	0.5426	0.2009	0.5764	0.1988	0.5511	0.2048	0.5538
0.25	0.7	0.2437	0.6947	0.2532	0.6973	0.2508	0.6991	0.2512	0.6994
0.3	0.8	0.2978	0.8216	0.2999	0.7699	0.3021	0.7978	0.2987	0.7989
0.35	0.55	0.3385	0.5405	0.3433	0.5591	0.3499	0.5501	0.3495	0.5488
0.4	0.65	0.4044	0.6531	0.3978	0.6454	0.3993	0.6504	0.4040	0.6506
0.45	0.8	0.4492	0.7949	0.4508	0.7975	0.4489	0.8008	0.4469	0.7997
0.5	0.7	0.5011	0.7003	0.5004	0.7009	0.4997	0.6994	0.5005	0.6994
0.55	0.85	0.5469	0.8515	0.5411	0.7707	0.5506	0.8501	0.5493	0.8506
0.6	0.95	0.5920	0.9507	0.5996	0.9425	0.6032	0.9509	0.6055	0.9491
0.65	0.65	0.6507	0.6460	0.6485	0.6418	0.6509	0.6499	0.6539	0.6518
0.7	1	0.6968	0.9999	0.6971	0.9997	0.6975	0.9999	0.6885	0.9999
0.75	0.85	0.7578	0.8510	0.7574	0.8559	0.7486	0.8494	0.7490	0.8493
0.8	0.8	0.8006	0.8007	0.7974	0.8006	0.7995	0.8003	0.7977	0.7998
0.85	0.65	0.8464	0.6542	0.8490	0.6544	0.8484	0.6496	0.8461	0.6465
0.9	0.6	0.8992	0.5995	0.8948	0.6033	0.9011	0.6003	0.9047	0.6001
1	0.85	0.9999	0.8565	1.0000	0.5375	0.9995	0.8511	0.9992	0.8504

**Tableau 2. 6**Position de la tumeur et la sortie du RNA pour une antenne placée à 0°, 15°, 30° et 45°.

Position réelle de la tumeur (cm/10)		Sortie du RNA (trainscg)					
		Antenne à 60°		Antenne à 75°		Antenne à 90°	
X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
0.05	0.6	0.0415	0.5997	0.0494	0.5971	0.0488	0.5974
0.1	0.85	0.1143	0.8525	0.0723	0.8698	0.1045	0.8526
0.15	0.75	0.1469	0.7480	0.1425	0.7502	0.1578	0.7636
0.2	0.55	0.1996	0.5487	0.2257	0.5615	0.2054	0.5543
0.25	0.7	0.2519	0.7005	0.2478	0.6911	0.2441	0.6899
0.3	0.8	0.3008	0.8042	0.3028	0.8036	0.2980	0.7901
0.35	0.55	0.3506	0.5489	0.3592	0.5612	0.3536	0.5535
0.4	0.65	0.3988	0.6483	0.3930	0.6404	0.4038	0.6539
0.45	0.8	0.4503	0.8029	0.4469	0.7940	0.4281	0.7874
0.5	0.7	0.4985	0.6996	0.4860	0.6758	0.4945	0.6951
0.55	0.85	0.5506	0.8514	0.5732	0.8874	0.5593	0.8543
0.6	0.95	0.6014	0.9465	0.6036	0.9761	0.5763	0.9814
0.65	0.65	0.6512	0.6501	0.6491	0.6495	0.6247	0.6697
0.7	1	0.6967	0.9986	0.7522	0.9940	0.6124	0.9942
0.75	0.85	0.7489	0.8482	0.7861	0.8826	0.8025	0.7909
0.8	0.8	0.8019	0.8007	0.7991	0.8044	0.7890	0.7873
0.85	0.65	0.8463	0.6491	0.8469	0.6485	0.8401	0.6746
0.9	0.6	0.9010	0.6024	0.8963	0.6040	0.8927	0.5747
0.95	0.5	0.9401	0.5002	0.9533	0.5067	0.9612	0.5120
1	0.7	0.9993	0.7076	0.9928	0.7039	0.9959	0.6928

**Tableau 2. 7** Position de la tumeur et la sortie du RNA pour une antenne placée à 60°, 75° et 90°.

Les tableaux 2.8 et 2.9 exposent les résultats de détection et de localisation de la tumeur en utilisant l'algorithme d'apprentissage de la descente de gradient avec *momentum* par rétro-propagation (*traingdm*). La phase d'apprentissage a duré respectivement 09 heures, 04 minutes, 10 heures, 05 heures, 10 heures, 08 heures et 10 heures pour chaque emplacement d'antenne.

Position réelle de la tumeur (cm/10)		Sortie du RNA (traingdm)							
		Antenne à 0°		Antenne à 15°		Antenne à 30°		Antenne à 45°	
X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
0.05	0.6	0.0849	0.6046	0.0525	0.6124	0.0384	0.5986	0.0494	0.6075
0.1	0.85	0.0607	0.8244	0.0920	0.8048	0.0956	0.8389	0.0812	0.8522
0.15	0.75	0.1073	0.7550	0.1047	0.8462	0.1497	0.7420	0.1488	0.7551
0.2	0.55	0.2266	0.5449	0.1834	0.5364	0.2014	0.5515	0.1987	0.5543
0.25	0.7	0.2549	0.7019	0.2375	0.7049	0.2503	0.6989	0.2491	0.7027
0.3	0.8	0.3062	0.8020	0.2805	0.8329	0.2968	0.7967	0.2944	0.7940
0.35	0.55	0.3398	0.5446	0.3773	0.5236	0.3478	0.5462	0.3530	0.5479
0.45	0.8	0.4535	0.7993	0.4270	0.7593	0.4513	0.7976	0.4531	0.7996
0.5	0.7	0.5098	0.6789	0.4993	0.7239	0.5038	0.7006	0.5005	0.6975
0.55	0.85	0.5553	0.8589	0.5153	0.8102	0.5432	0.8510	0.5496	0.8485
0.55	0.95	0.5695	0.9529	0.5752	0.9664	0.5554	0.9564	0.5525	0.9556
0.65	0.65	0.6410	0.6441	0.6905	0.6900	0.6523	0.6524	0.6579	0.6526
0.7	1	0.6949	0.9787	0.6604	0.9057	0.6913	0.9988	0.7035	0.9898
0.75	0.85	0.7370	0.8580	0.7195	0.8016	0.7507	0.8470	0.7517	0.8510
0.8	0.8	0.7982	0.7982	0.8069	0.7981	0.8057	0.8064	0.7984	0.7970
0.85	0.65	0.8600	0.6384	0.8843	0.6494	0.8490	0.6486	0.8349	0.6480
0.9	0.6	0.8985	0.5905	0.9204	0.6058	0.9071	0.6005	0.8928	0.6085
0.95	0.5	0.9566	0.4828	0.9550	0.5255	0.9566	0.4979	0.9609	0.5095
1	0.7	0.3957	0.0097	0.9588	0.6670	0.9870	0.7157	0.9869	0.7041

**Tableau 2. 8** Position de la tumeur et la sortie du RNA pour une antenne placée à 0°, 15°, 30° et 45°.

Position réelle de la tumeur (cm/10)		Sortie du RNA (traingdm)					
		Antenne à60°		Antenne à75°		Antenne à90°	
X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
0.05	0.6	0.0537	0.6087	0.0789	0.5858	0.0495	0.6057
0.1	0.85	0.0881	0.8767	0.0896	0.8618	0.0941	0.8553
0.15	0.75	0.1318	0.7460	0.1273	0.7664	0.1575	0.7602
0.2	0.55	0.2008	0.5464	0.2035	0.5588	0.2037	0.5505
0.25	0.7	0.2555	0.7017	0.2254	0.7289	0.2444	0.6923
0.3	0.8	0.3004	0.7867	0.2970	0.8385	0.297	0.7936
0.35	0.55	0.3682	0.5613	0.3495	0.5764	0.3549	0.5562
0.4	0.65	0.4039	0.6503	0.3638	0.6672	0.3994	0.6509
0.4	0.8	0.3985	0.8078	0.3822	0.8236	0.3945	0.7884
0.5	0.7	0.5024	0.7006	0.5056	0.7082	0.4987	0.6924
0.55	0.85	0.5453	0.8544	0.5664	0.8671	0.5516	0.8562
0.6	0.95	0.6127	0.9432	0.6284	0.9103	0.6092	0.9657
0.65	0.65	0.6231	0.6244	0.7310	0.7308	0.6388	0.6458
0.7	1	0.6802	0.9581	0.6905	0.9188	0.6842	0.9726
0.75	0.85	0.7576	0.8549	0.7838	0.8637	0.7464	0.8554
0.8	0.8	0.8048	0.8023	0.8345	0.8379	0.7883	0.7826
0.85	0.65	0.8630	0.6375	0.8449	0.6655	0.8385	0.6739
0.9	0.6	0.9074	0.5988	0.8874	0.6049	0.9126	0.5786
0.95	0.5	0.9345	0.4841	0.8782	0.4551	0.959	0.5157
1	0.7	0.9558	0.7066	0.9156	0.6798	0.9740	0.6767

**Tableau 2. 9**Position de la tumeur et la sortie du RNA pour une antenne placée à 60°, 75° et 90°.

La détection de la tumeur par le réseau neuronal a été étudiée pour plusieurs localisations de l'antenne émettrice de  $0^\circ$  à  $90^\circ$  avec un pas de  $15^\circ$  (fig.2.7). Deux algorithmes ont été utilisés pour l'apprentissage de chaque réseau neuronal *trainscg* et *traingdm* (tableaux 2.5, 2.6, 2.7 et 2.8). Les positions de la tumeur obtenues à la sortie des RNA's pour chaque emplacement d'antenne sont très proches de la position réelle sous CST, sauf pour certains d'entre eux qui sont relativement loin comme indiqué dans les tableaux 2.5, 2.6, 2.7 et 2.8.

En ce qui concerne le taux de détection, il est de 100% pour chaque position de l'antenne émettrice étudiée, comme il a été mentionné auparavant que la sortie positive du RNA indique la présence de la tumeur. En ce qui concerne le taux de localisation, nous avons obtenu un résultat optimal comme nous pouvons le voir sur le tableau 2.10, nous remarquons que pour une antenne placée à  $60^\circ$  (Fig.2.6) le meilleur taux de localisation est obtenu avec l'algorithme *trainscg* de 100%. Concernant le reste des positions de l'antenne, nous obtenons en utilisant les deux algorithmes *trainscg* et *traingdm* respectivement : un taux de localisation de 99% et 97% à  $45^\circ$ , un taux de 97% et 96% à  $30^\circ$ , un taux de 96% et 75% à  $75^\circ$ , un taux de 92% et 81% à  $15^\circ$ , un taux de 89% et 84% à  $0^\circ$ , et enfin un taux de 88% et 88% sont notés pour l'antenne placée à  $90^\circ$  (fig.2.6).

La démarche de faire une rotation de l'antenne émettrice (fig.2.7) autour du sein assure un taux de détection et de localisation plus élevé, car avec une seule position de l'antenne (antenne à  $0^\circ$ , par exemple)[Miraoui\_2015], nous pouvons avoir un grand risque que la tumeur ne soit pas placée dans le champ de rayonnement de l'antenne d'émission, et cela peut échouer la détection de la tumeur. Nous remarquons également que l'algorithme d'apprentissage *trainscg* donne un meilleur résultat que l'algorithme *traingdm*.

Position de l'antenne	Taux de reconnaissance (%)		Erreur relative (%)	
	Trainscg	Traingdm	Trainscg	Traingdm
Antenne à 0°	89	84	$1.13 \times 10^{-5}$	$9.71 \times 10^{-2}$
Antenne à 15°	92	81	$1.00 \times 10^{-6}$	$9.51 \times 10^{-3}$
Antenne à 30°	97	96	$1.00 \times 10^{-6}$	$1.82 \times 10^{-2}$
Antenne à 45°	99	97	$1.00 \times 10^{-6}$	$4.64 \times 10^{-3}$
Antenne à 60°	100	95	$1.00 \times 10^{-6}$	$2.28 \times 10^{-3}$
Antenne à 75°	96	78	$1.89 \times 10^{-6}$	$1.41 \times 10^{-2}$
Antenne à 90°	88	88	$1.00 \times 10^{-6}$	$6.92 \times 10^{-3}$

**Tableau 2. 10 Taux de reconnaissance et l'erreur relative pour chaque emplacement d'antenne.**

## 2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, une étude comparative a été établie afin de détecter et de localiser une tumeur mammaire par un réseau de neurones en utilisant deux algorithmes d'apprentissage à savoir: l'algorithme par rétro-propagation de gradient (*trainscg*) et l'algorithme de la descente de gradient avec momentum (*traingdm*), et cela en faisant une rotation de l'antenne émettrice d'un angle allant de 0° à 90°, variant d'un pas de 15°. Nous avons remarqué que le premier algorithme d'apprentissage utilisé (*trainscg*) donne un meilleur résultat par rapport au deuxième algorithme (*traingdm*). Les résultats obtenus ont été très satisfaisants en termes de détection et de localisation de la tumeur.

Cette méthode donne un taux de reconnaissance optimal pour les différentes positions de l'antenne émettrice autour du sein à 60°, 45°, 30°, 75° (Tableau 2.9). Donc nous pouvons dire que c'est une technique prometteuse pour la détection des tumeurs mammaires à n'importe quel emplacement dans le sein.

Dans le prochain chapitre, nous allons utiliser l'approche *SVM* (*Support vector Machine*) pour la détection et la localisation du cancer du sein pour les différentes configurations du système

d'imagerie micro-onde, dans le but de comparer les résultats trouvés avec ceux obtenus par les RNAs.

---

# Chapitre 3

## Détection du cancer du sein par imagerie micro-onde. Application de l'approche SVR

---

---

### 3.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté l'implémentation des RNA's dans un système d'imagerie micro-onde pour la détection et la localisation des tumeurs mammaires. Notre contribution été de détecter et localiser une tumeur du sein en effectuant une rotation de l'antenne émettrice d'un angle allant de  $0^\circ$  à  $90^\circ$  par pas de  $15^\circ$ .

Dans ce chapitre, Notre étude portera essentiellement sur la détection et la localisation du cancer du sein pour les différentes configurations du système d'imagerie micro-onde étudiés dans le chapitre 2, mais cette fois ci nous appliquerons une approche appelée: machine à vecteurs de support couramment connu sous le nom *SVM* (*Support Vector Machine*) afin de prédire les positions d'éventuelle tumeur dans le sein selon les axes "X" et "Y", nous terminerons ce chapitre par une comparaison entre l'approche neuronale et l'approche SVM traitée au cours de cette thèse.

### 3.2 Machine à vecteur de support

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (*SVM*) sont un nouvel algorithme de classification et de régression des données introduit par Vapnik [Vapnik\_1982] qui permet l'expansion des informations fournies par un ensemble de données d'apprentissage en tant que combinaison linéaire d'un sous-ensemble de données dans l'ensemble d'apprentissage (vecteur à support). Ces vecteurs localisent un hyperplan qui sépare les données d'entrée avec un très bon degré de généralisation.

Les SVM furent appliqués à de nombreux domaines tels que la bioinformatique, la recherche d'information, la vision par ordinateur et la finance.

Le principe général des SVM est la construction d'une fonction  $h$  qui à un vecteur d'entrée  $x$  fait correspondre une valeur  $y$ .

$$f(x)=y$$

Où,  $x$  représente l'individu à classer et  $y$  la classe à laquelle correspond l'individu en entrée. Comme tout problème de classification elle fait appel à un ensemble de données d'apprentissage pour apprendre les paramètres du modèle.

Les SVM peuvent être utilisés afin de : résoudre des problèmes de discrimination, définir à quelle classe appartient un individu, et enfin pour des problèmes de régressions, c'est-à-dire prédire la valeur numérique d'une variable.

Dans notre étude, nous allons utiliser le principe de la régression à vecteur de support (*SVR: Support Vector Regression*) afin de prédire les positions de la tumeur dans le sein.

### 3.3 Régression à vecteur de support

L'algorithme *SVR* introduit les concepts de ce qu'on appelle la marge  $\epsilon$ -insensible ou la fonction de perte d'insensibilité- $\epsilon$  dans les machines à vecteur de support (*SVM*) pour approximer la valeur d'état d'un système donné en utilisant des vecteurs support. Dans le tutoriel du *SVR* [Smola\_2004],  $y_i$  désigne la valeur cible du vecteur  $x_i$ , et  $f(x_i)$  désigne la valeur cible prédite du vecteur  $x_i$ . Dans la régression à vecteurs supports, notre objectif est de trouver la fonction  $f(x)$  qui possède, au plus, une déviation de  $\epsilon$  par rapport aux cibles  $y_i$  de toutes les données de l'ensemble, en même temps, qui soit aussi "plate" que possible. En d'autres termes, nous ne

ferons pas attention aux erreurs tant que celles-ci seront inférieures à  $\varepsilon$ , mais nous n'accepterons aucune déviation qui lui soit supérieure [Colliez\_2008] mais ceci n'est pas possible car il y aura toujours des erreurs avec une certaine marge. Pour cela nous, pouvons utiliser la fonction de perte linéaire d'insensibilité  $\varepsilon$  et ainsi introduire les variables ressorts (ou variables de relâchement)  $\xi_i$ ,  $\xi_i^*$  pour gérer les contraintes irréalisables du problème d'optimisation convexe, ce qui est appelé la marge douce (*soft margin*). La fonction perte linéaire d'insensibilité  $\varepsilon$  est représentée sur la figure 3.1 et s'écrit sous la forme [Colliez\_2008]:

$$l(\xi)_\varepsilon = \begin{cases} 0 & \text{si } |\xi| < \varepsilon \\ |\xi| - \varepsilon & \text{ailleurs} \end{cases}$$

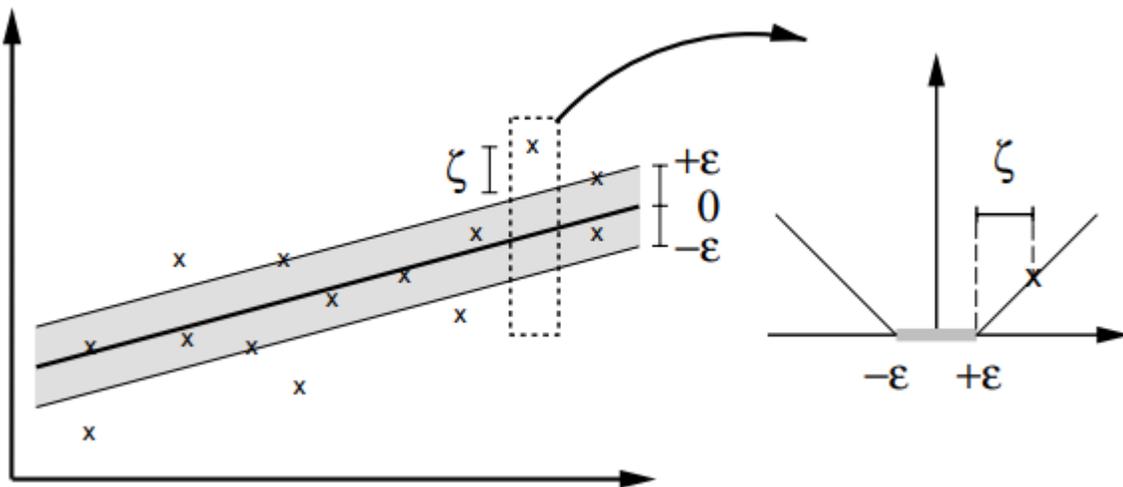


Figure 3. 1 Fonction de perte linéaire  $\varepsilon$ -insensible [Du\_2011].

Les principaux avantages de cette approche sont: sa robustesse contre le bruit et les erreurs, ainsi que la possibilité de son utilisation dans les cas non-linéaires grâce aux fonctions noyaux.

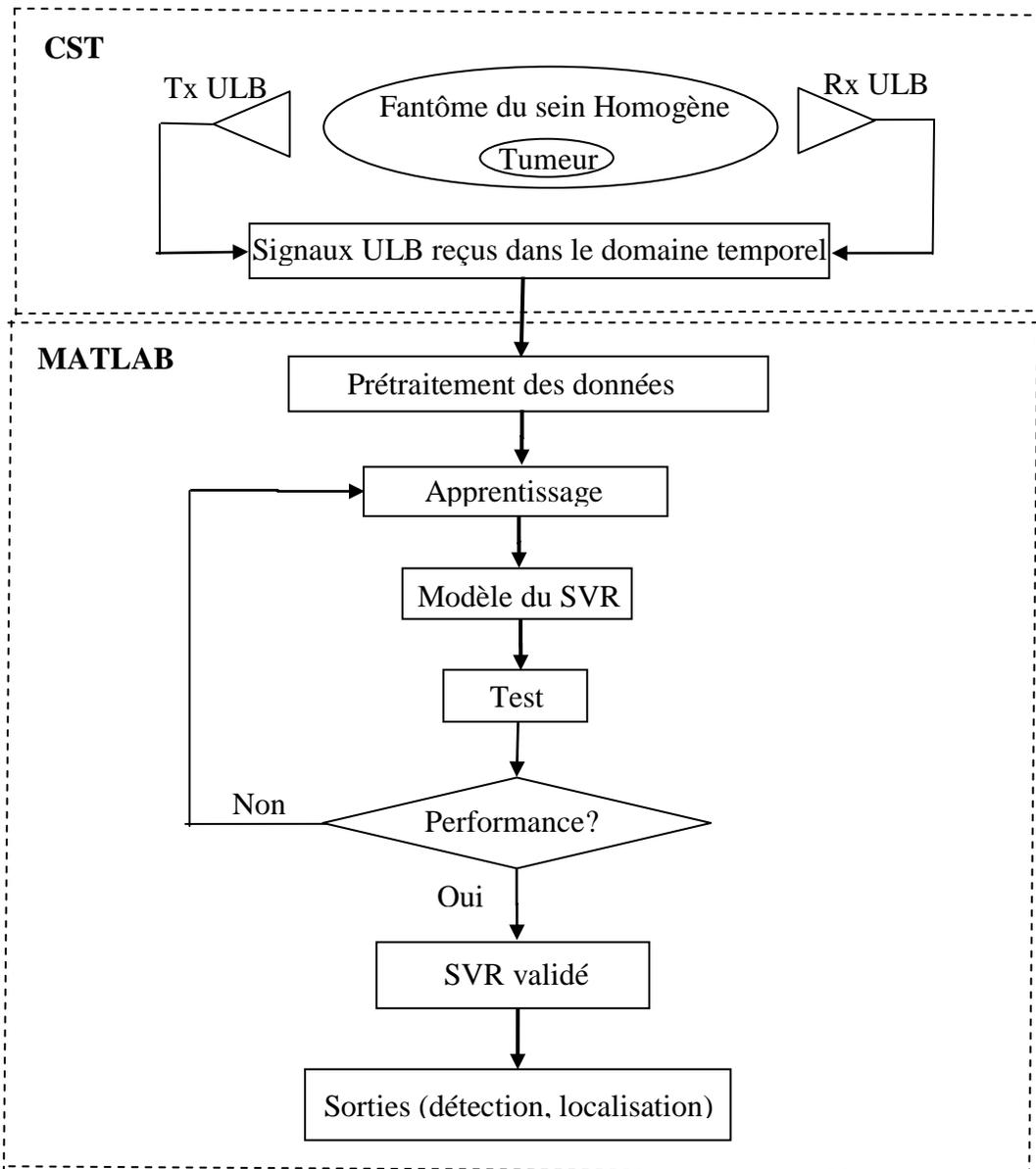
### 3.4 Détection et localisation d'une tumeur mammaire par l'approche SVM

Le SVM proposé par Vapnik[Vapnik\_1995], a été largement étudié pour la classification, mais il existe une série limitée de travaux sur la régression par vecteur à support. Nous trouvons quelques travaux sur l'application du SVM à la détection d'objets enfouis par micro-ondes en 2D au moyen de la régression du vecteur de support [Caorsi\_2003], [Bermani\_2003, 2004, 2005], afin de résoudre le problème inverse.

### 3.4.1 Construction et validation du SVM pour différentes configurations du système d'imagerie micro-onde

Afin de détecter et de localiser des tumeurs mammaires par SVR, deux environnements vont être utilisés à savoir: l'environnement CST et l'environnement Matlab " Matlab *LS-SVM toolbox*" [Brabanter\_2011].

L'organigramme 3.1 présente les différentes étapes à suivre:



Organigramme 3. 2 Différentes étapes pour la détection et la localisation des tumeurs mammaires par SVR.

### 3.4.2 Positionnement de l'antenne et création des bases de données

Dans notre application, nous avons procédé à une rotation de l'antenne émettrice de  $0^\circ$  à  $90^\circ$  par pas de  $15^\circ$  comme illustré sur la figure 2.7 du chapitre précédent. Afin de détecter et de localiser des tumeurs mammaires pour les différentes configurations du système d'imagerie micro-onde (figure 2.6) par SVR, nous avons utilisé les sept bases de données construites préalablement dans le chapitre 2 pour chaque emplacement de l'antenne émettrice.

Ce processus de génération des données a été effectué pour 441 différents emplacements de la tumeur suivant les axes X et Y pour chaque position de l'antenne émettrice, et à partir de cet ensemble de données, deux groupes de signaux reçus ont été formés comme suit:

**Groupe (1):** un ensemble de 341 signaux (340 avec tumeur et 1 sans tumeur) ont été utilisé pour la phase d'apprentissage de notre SVR.

**Groupes (2):** un ensemble de 101 signaux (100 avec tumeur et 1 sans tumeurs) ont été utilisé pour la phase de test du SVR.

### 3.4.3 Création du modèle par SVM

L'algorithme *SVM* est une machine d'apprentissage supervisé destinée à résoudre des problèmes de discrimination et de régression; par conséquent, il est basé sur l'apprentissage, le test et la validation des performances, qui sont des étapes communes dans chaque procédure d'apprentissage. L'apprentissage implique l'optimisation d'une structure de coûts convexe où il n'y a pas de minimum local pour compliquer le processus d'apprentissage. Les tests sont basés sur la validation du modèle en utilisant les vecteurs de support pour classer un ensemble de données de test. Les performances sont établies sur la détermination du taux d'erreur car la taille de l'ensemble de données de test tend vers l'infini [Zafiroopoulos\_2006]. La formulation mathématique de l'algorithme Support Vector Machine pour les données de classification et de régression sont largement présentées dans la littérature [BURGES\_1998], [Scholkopf\_2000], [Campbell\_2002]. Comme tout problème de classification elle fait appel à un ensemble de données d'apprentissage pour apprendre les paramètres du modèle.

Dans notre étude, nous utilisons l'approche SVR afin de prédire les positions de la tumeur dans le sein selon les axes "X" et "Y", en se basant sur le même modèle présenté dans le chapitre précédent (figure 2.7).

Le problème de régression est une généralisation du problème de classification, dans lequel le modèle retourne une valeur continue à sa sortie, par opposition à une sortie d'un ensemble fini. En d'autres termes, un modèle de régression estime une fonction multi variée à valeurs continues.

La figure 3.2 illustre le schéma synoptique du modèle SVR:



**Figure 3. 2 Schéma synoptique du modèle SVR.**

Une fois que la phase d'apprentissage accomplie, les performances du SVR sont testées en utilisant les groupes 2 de test pour chaque emplacement de l'antenne.

### 3.5 Résultats et discussions

Les tableaux 3.1 et 3.2 montrent les résultats de détection et de localisation de la tumeur pour chaque position de l'antenne émettrice (figure 2.7) en utilisant l'algorithme SVR (*Support Vector Regression*). Les positions de la tumeur obtenues à la sortie du SVR pour chaque emplacement d'antenne sont très proches de la position réelle sous CST, sauf pour certaines d'entre eux qui sont relativement loin comme nous pouvons le remarquer à partir de ces derniers.

Position réelle de la tumeur (cm/10)		Sortie du SVR							
		Antenne à 0°		Antenne à 15°		Antenne à 30°		Antenne à 45°	
X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
0.05	0.6	0,0475	0,6041	0,0346	0,6157	0,0486	0,6002	0,052	0,6053
0.1	0.85	0,0821	0,8471	0,1118	0,8517	0,1033	0,849	0,1012	0,8503
0.15	0.75	0,1446	0,7476	0,1461	0,7344	0,1495	0,7512	0,1551	0,755
0.2	0.55	0,2013	0,5452	0,2101	0,5516	0,2017	0,5515	0,199	0,5497
0.25	0.7	0,2013	0,5452	0,2478	0,7028	0,249	0,6994	0,2517	0,6983
0.3	0.8	0,3038	0,8056	0,2841	0,7916	0,3002	0,7973	0,293	0,7938
0.35	0.55	0,3501	0,5534	0,3552	0,5607	0,352	0,5508	0,3491	0,5496
0.4	0.65	0,4117	0,6485	0,4036	0,6428	0,4003	0,6505	0,4054	0,6554
0.45	0.8	0,4483	0,802	0,4527	0,7954	0,4474	0,7987	0,4512	0,8014
0.5	0.7	0,5006	0,6972	0,4976	0,7079	0,4991	0,7003	0,4998	0,6998
0.55	0.85	0,551	0,8502	0,5422	0,8639	0,5512	0,8506	0,547	0,8481
0.6	0.95	0,6008	0,952	0,6032	0,9523	0,5993	0,9506	0,6017	0,9517
0.65	0.65	0,6457	0,6507	0,6539	0,6557	0,6508	0,6502	0,658	0,6543
0.7	1	0,7008	0,9998	0,6989	0,9892	0,6994	0,9999	0,6999	0,9996
0.75	0.85	0,7558	0,8528	0,7419	0,8447	0,7481	0,8489	0,7504	0,8495
0.8	0.8	0,7996	0,7988	0,7992	0,8027	0,8	0,8009	0,8024	0,8004
0.85	0.65	0,8532	0,6489	0,8517	0,6496	0,8482	0,6496	0,8471	0,6495
0.9	0.6	0,8991	0,5985	0,9066	0,605	0,9024	0,6007	0,9012	0,6003
0.95	0.5	0,9574	0,5012	0,9792	0,4828	0,9519	0,5002	0,9502	0,4998

**Tableau 3. 1 Position de la tumeur et la sortie du SVR pour une antenne placée à 0°, 15°, 30° et 45°.**

Position réelle de la tumeur (cm/10)		Sortie du SVR					
		Antenne à 60°		Antenne à 75°		Antenne à 90°	
X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
0.05	0.6	0,0585	0,6008	0,0488	0,6001	0,054	0,5941
0.1	0.85	0,1001	0,8488	0,1055	0,8554	0,1037	0,864
0.15	0.75	0,1495	0,7477	0,1527	0,7535	0,1537	0,7568
0.2	0.55	0,1974	0,5496	0,2083	0,5557	0,2073	0,556
0.25	0.7	0,2507	0,7001	0,2498	0,6974	0,2492	0,6902
0.3	0.8	0,3014	0,8021	0,2985	0,801	0,2943	0,7897
0.35	0.55	0,3465	0,5485	0,3573	0,5564	0,3573	0,555
0.4	0.65	0,3989	0,6462	0,4043	0,654	0,4047	0,6489
0.45	0.8	0,4527	0,8028	0,4488	0,8001	0,4537	0,8047
0.5	0.7	0,5004	0,6993	0,504	0,7013	0,4991	0,6931
0.55	0.85	0,5471	0,8483	0,5426	0,8431	0,5448	0,8482
0.6	0.95	0,5999	0,9487	0,6075	0,9582	0,5997	0,9547
0.65	0.65	0,6514	0,6474	0,647	0,6479	0,661	0,6445
0.7	1	0,7007	1,0007	0,6926	0,9931	0,7004	0,9932
0.75	0.85	0,7492	0,8481	0,754	0,8527	0,746	0,8449
0.8	0.8	0,7999	0,8011	0,7959	0,7967	0,7993	0,7926
0.85	0.65	0,8451	0,6436	0,8452	0,6476	0,8615	0,6485
0.9	0.6	0,9021	0,6007	0,9046	0,6047	0,8949	0,5988
0.95	0.5	0,9501	0,5008	0,9503	0,5003	0,9521	0,5009

**Tableau 3. 2** Position de la tumeur et la sortie du SVM pour une antenne placée à 60°, 75° et 90°.

En ce qui concerne les taux de détection et de localisation à la sortie du SVR, ils sont respectivement de : 99% et 95% pour une antenne placée à 0°, 98 % et 98% à 15°, 97% et 97% à 30°, 96% et 96% à 45°, 99% et 99% à 60°, 98% et 96% à 75° et finalement des taux de 98% pour une antenne placée à 90°.

Le tableau 3.3, résume les taux de détection et de localisation pour les deux approches étudié (RNA et SVR), nous pouvons dire à partir de ce dernier que les taux de détection et de localisation obtenus sont très satisfaisants.

Position de l'antenne	Taux de détection (%)			Taux de localisation (%)		
	SVM	RNA		SVM	RNA	
		Trainscg	traingdm		Trainscg	traingdm
Antenne à 0°	99	100	100	95	89	84
Antenne à 15°	98	100	100	98	92	81
Antenne à 30°	97	100	100	97	97	96
Antenne à 45°	96	100	100	96	99	97
Antenne à 60°	99	100	100	99	100	95
Antenne à 75°	98	100	100	96	96	78
Antenne à 90°	98	100	100	98	88	88

**Tableau 3. 3 Taux de détection et de localisation pour chaque emplacement d'antenne à la sortie du RNA et du SVR.**

Les figures 3.3 – 3.9 illustrent l'erreur relative calculée à la sortie du SVR et du RNA par rapport aux positions réelles de la tumeur imposée sous CST pour chaque position de l'antenne émettrice. À partir de ces derniers, nous pouvons constater que l'erreur relative obtenue par les algorithmes SVR et RNA est très faible sauf pour quelques positions.

Aussi nous constatons, à partir du tableau 3.3 qu'en termes de détection, les RNA's sont plus performant car nous avons obtenu un taux de 100% pour chaque position de l'antenne émettrice concernant les deux algorithmes d'apprentissage utilisés, par rapport au SVR ou le taux de détection est variable. Il en est de même pour le taux de localisation, il est de 100% à la sortie du RNA pour une antenne placée à  $60^\circ$ , ce pourcentage n'a pas été atteint pour l'approche SVR. La performance de ces résultats est due au faites de procéder à une rotation de l'antenne émettrice.

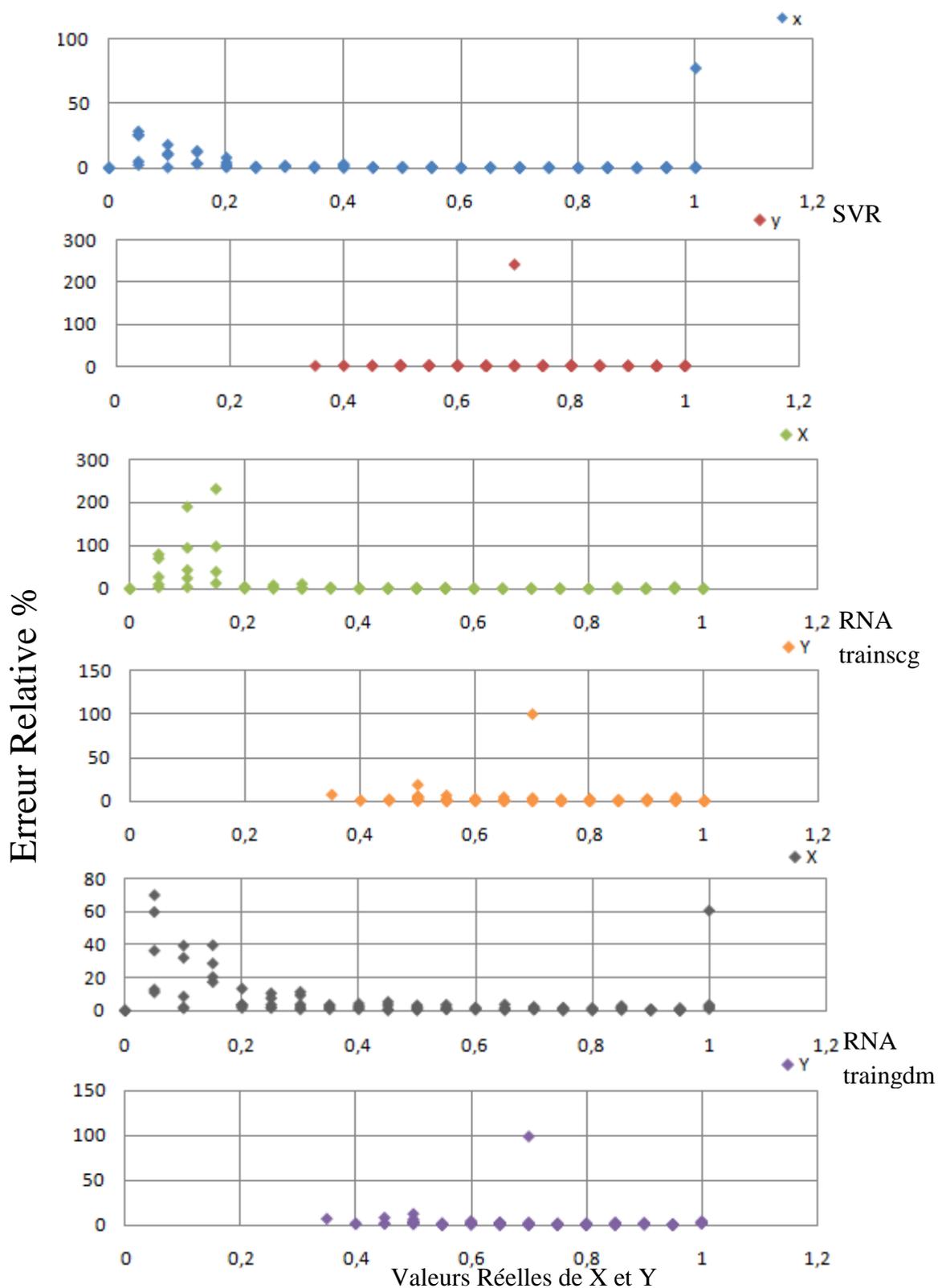


Figure 3. 3 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à 0°.

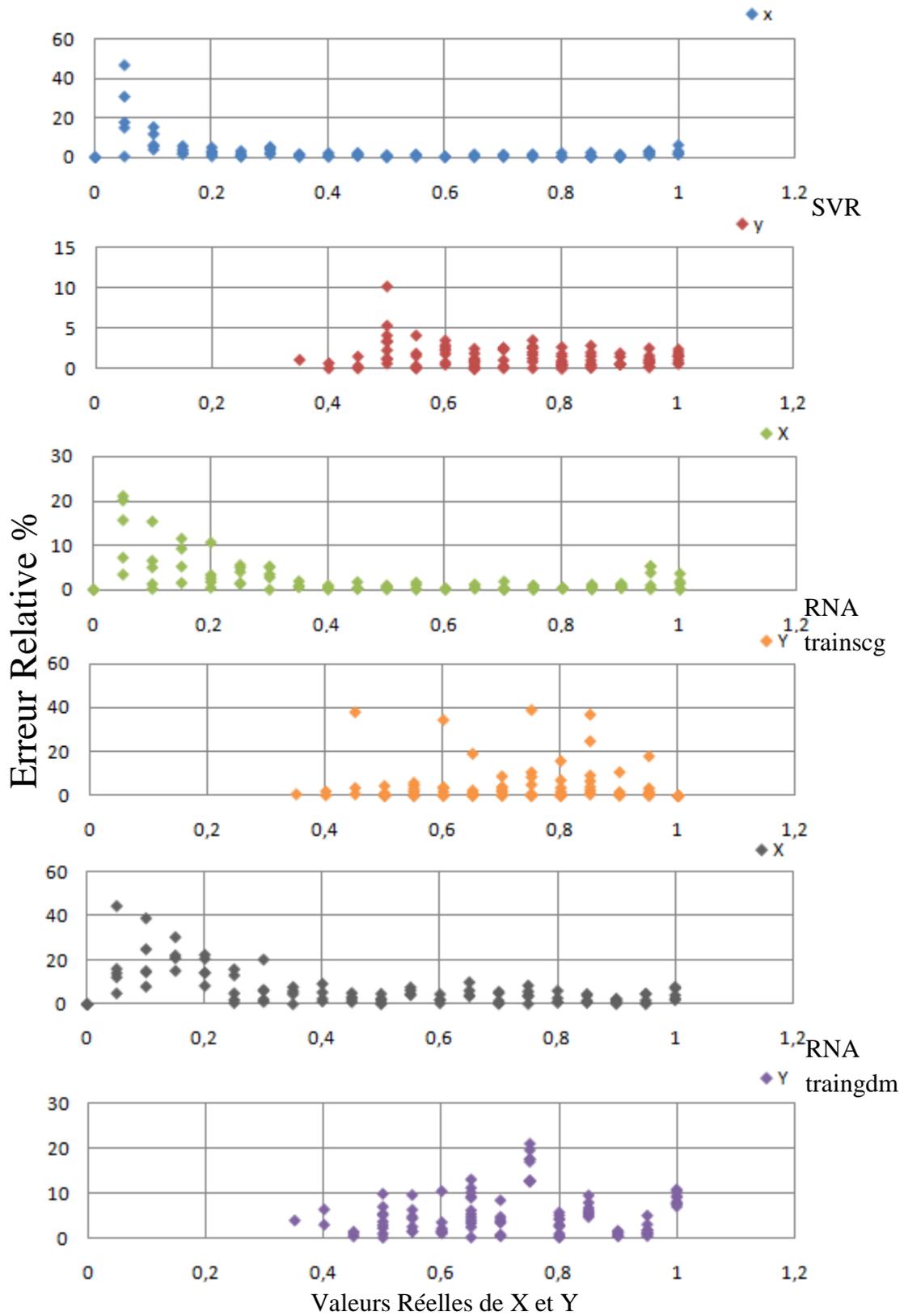


Figure 3. 4 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à 15°.

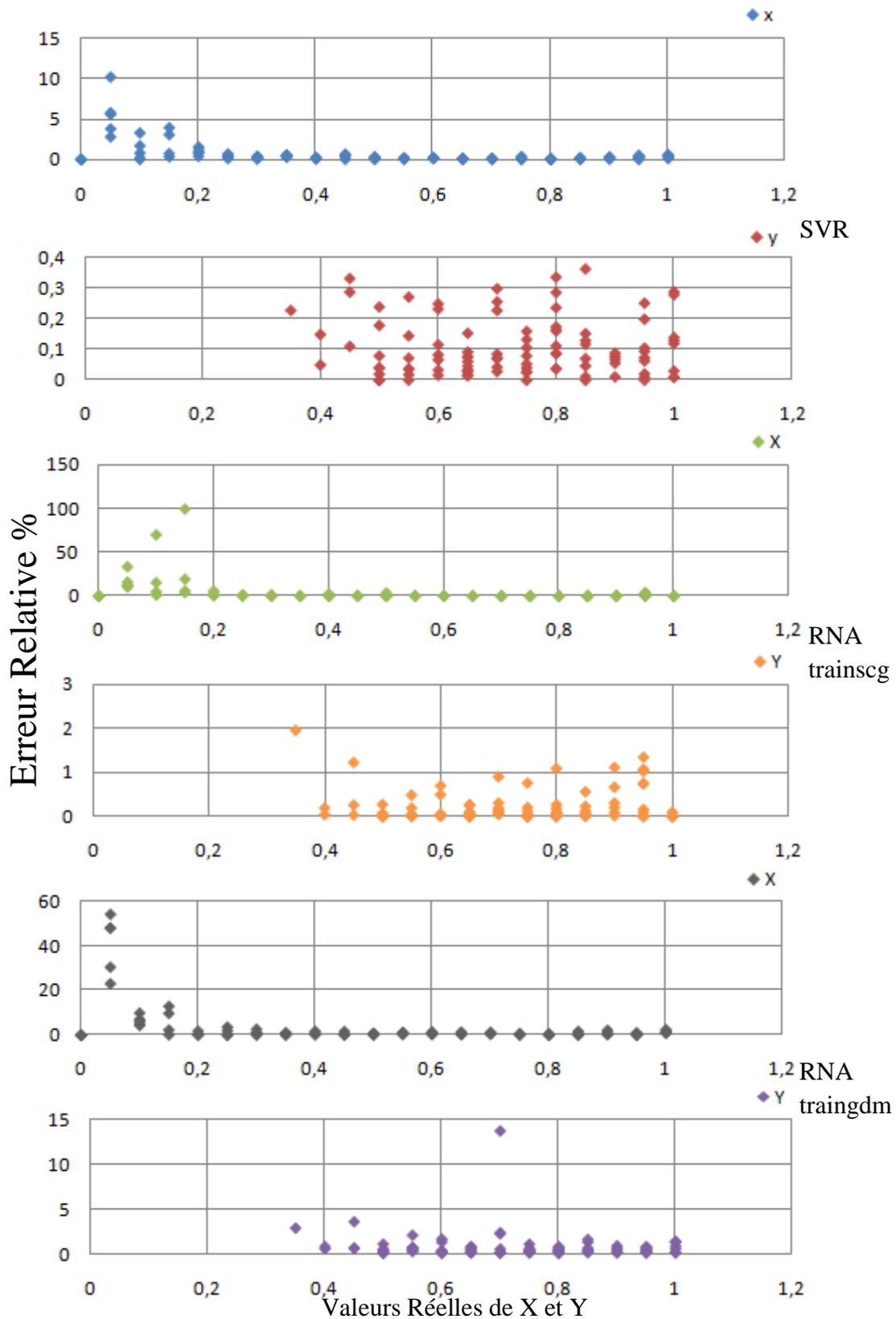


Figure 3. 5 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à 30°.

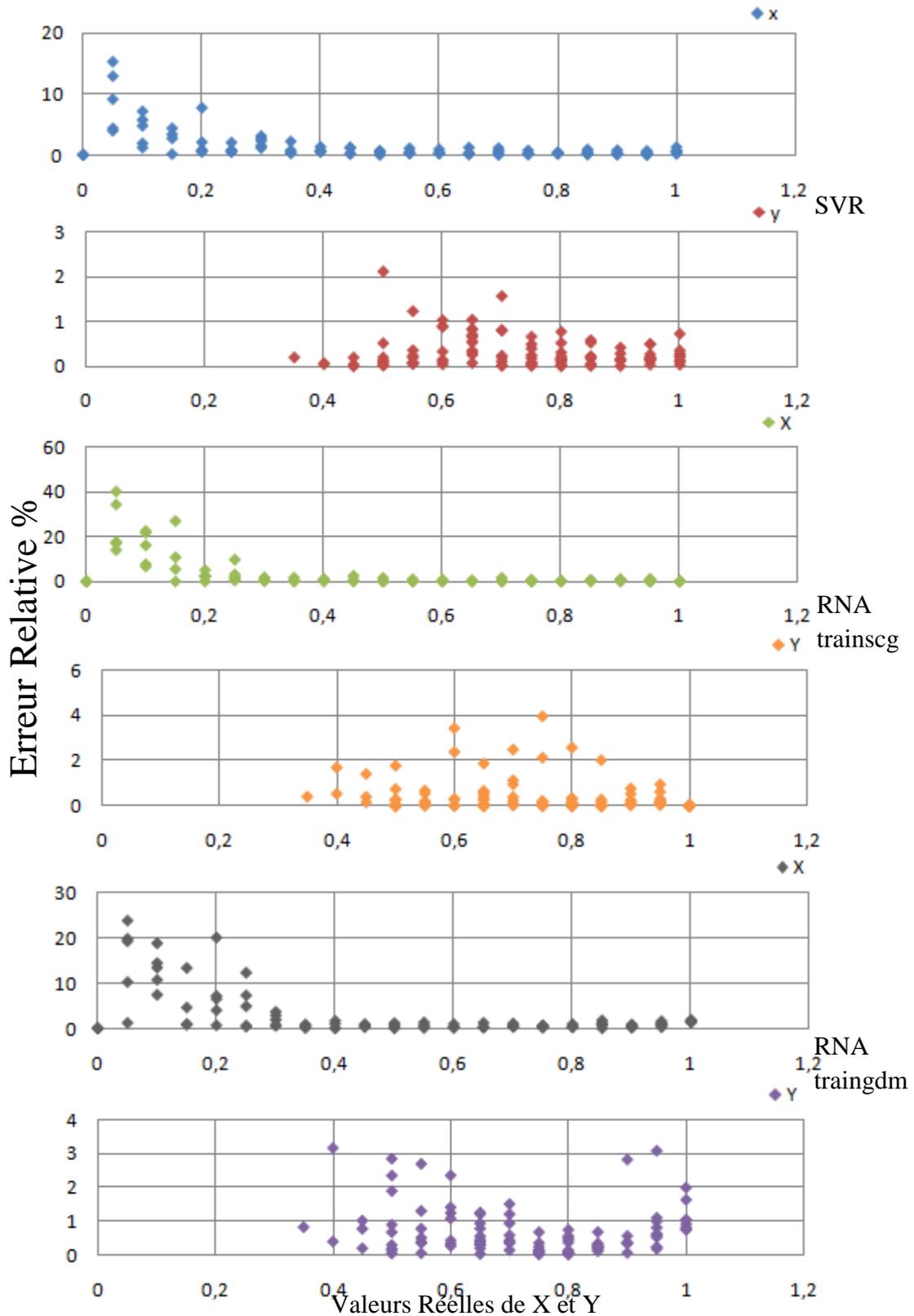


Figure 3. 6 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à 45°.

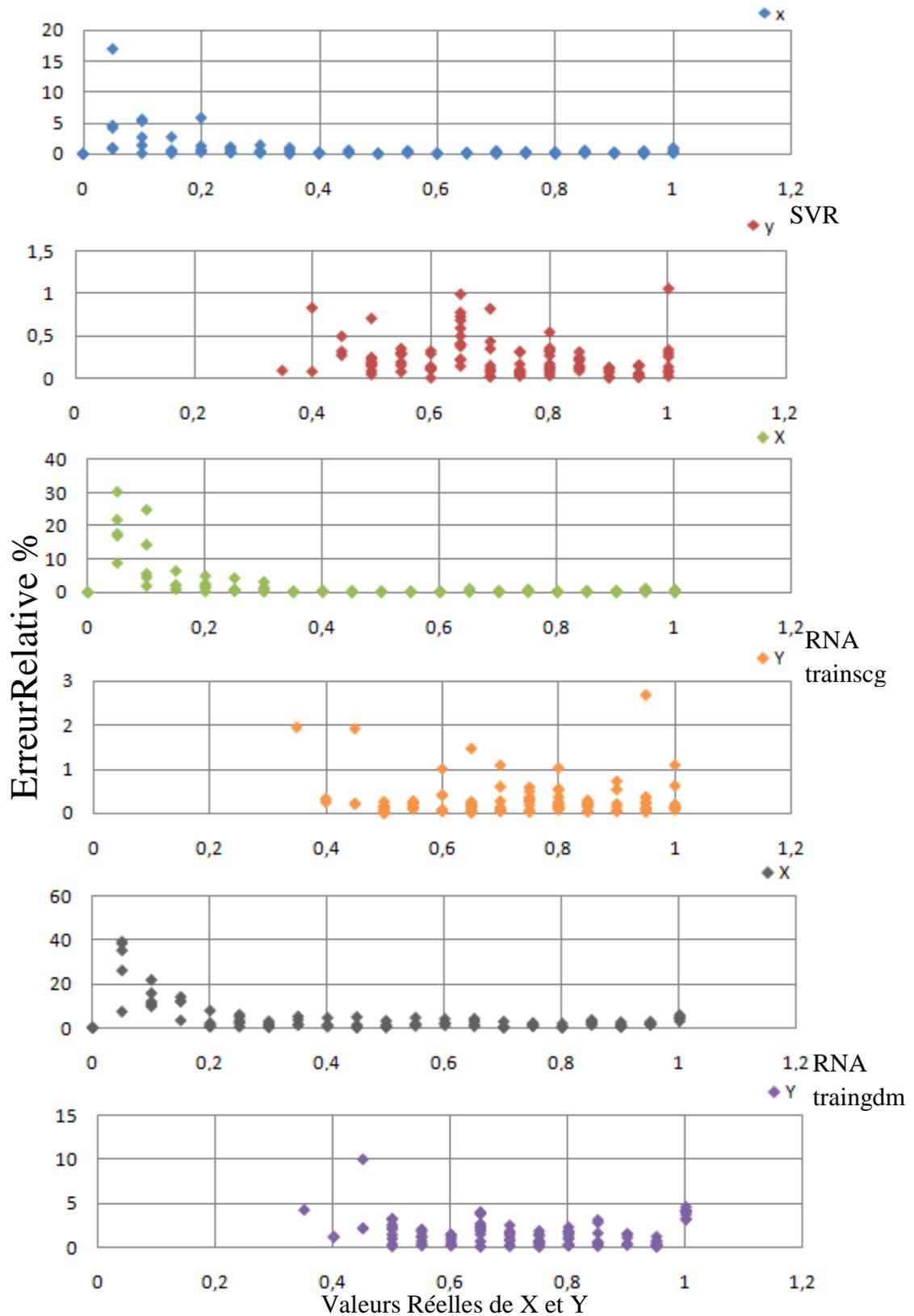


Figure 3. 7 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à 60°.

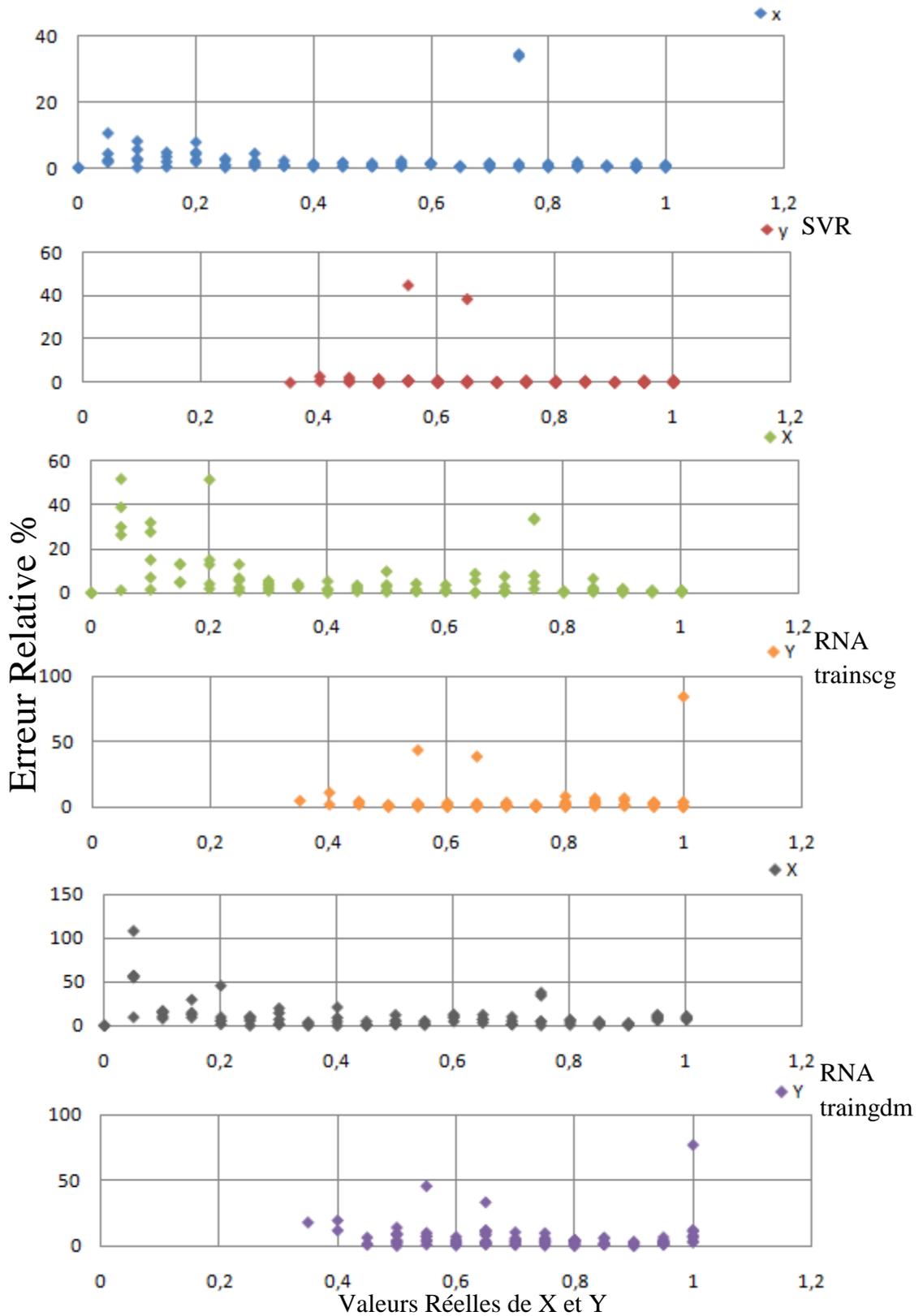


Figure 3. 8 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à 75°.

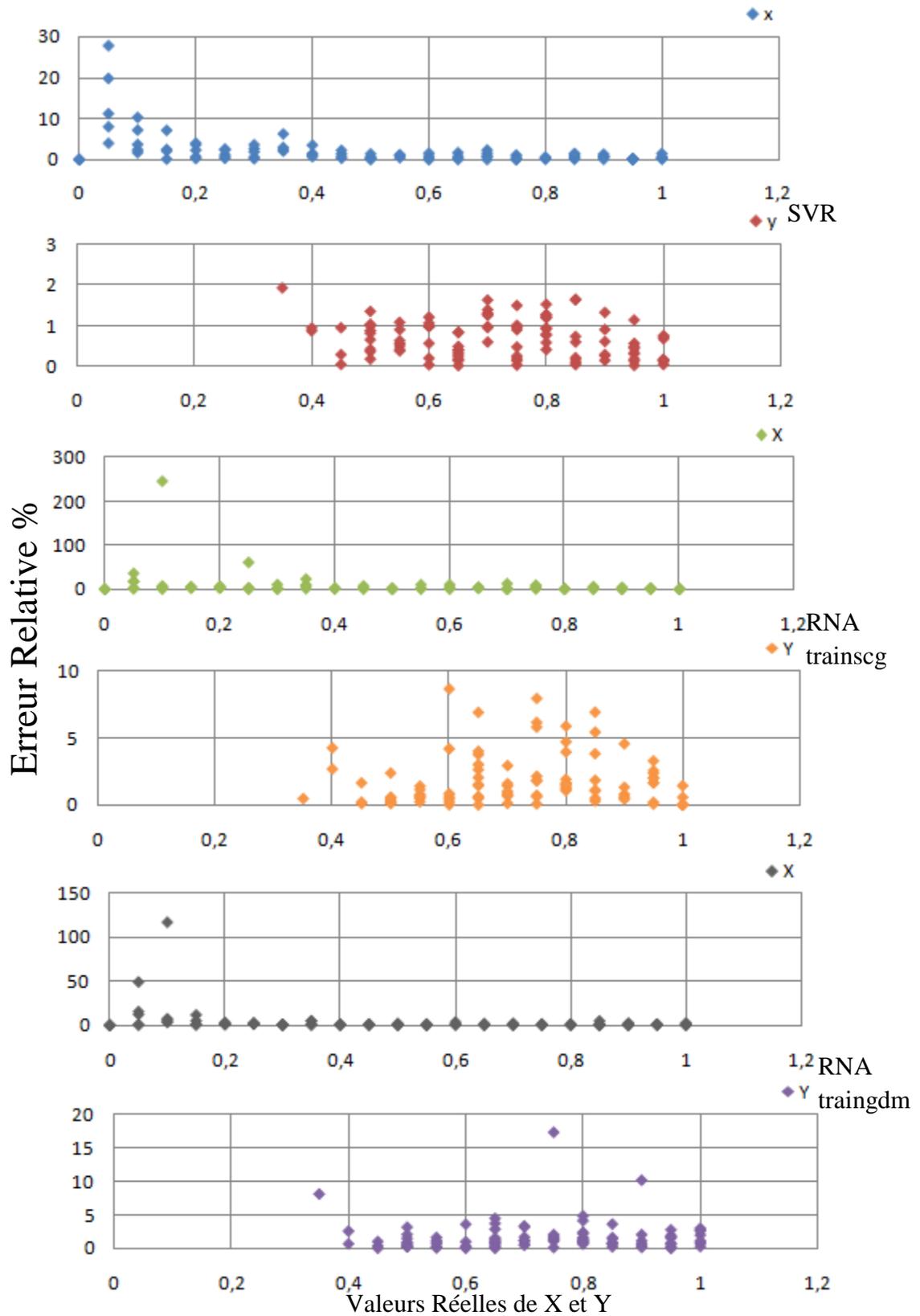


Figure 3. 9 Erreur relative de la position de la tumeur selon X et Y pour une antenne émettrice à 90°.

### **3.6 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons étudié la détection et la localisation d'une tumeur mammaire en utilisant l'algorithme SVR pour les différentes configurations du système d'imagerie micro-onde et cela en procédant à une rotation de l'antenne émettrice de  $0^\circ$  à  $90^\circ$  par pas de  $15^\circ$ , dans le but d'établir une comparaison entre les deux approches étudiées au cours de cette thèse à savoir : les RNA et SVR.

Les résultats obtenus sont très satisfaisants en terme de détection de localisation de la tumeur selon les deux axes X et Y pour les différentes configurations du système d'imagerie micro-onde. Donc nous pouvons conclure que ces deux approches possèdent un grand potentiel pour la détection du cancer du sein à un stade précoce.

---

---

## Conclusion Générale et Perspectives

---

---

Ces dernières années, l'imagerie micro-onde a connu un essor considérable dans le domaine médical, d'où le choix d'utiliser cette technologie afin de détecter et de localiser une tumeur mammaire à un stade précoce.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons contribué au développement d'un outil intelligent basé sur une approche neuronale pour la détection et la localisation d'une tumeur mammaire. L'accent a d'avantage été mis sur l'implémentation des réseaux de neurones artificiels et l'approche SVM dans un système d'imagerie micro-onde. L'utilisation du logiciel CST nous a permis de modéliser le prototype mammaire en tenant compte de toutes les portions qui le forme d'une part, et d'y placer deux antennes micro-ruban rectangulaires aux deux extrémités du prototype pour l'émission et la réception des impulsions courtes ultra large bande d'une autre part. L'ensemble constitue le système d'imagerie micro-onde créé afin de générer les différentes bases de données

utilisées par la suite sous l'environnement Matlab pour la construction et la validation des réseaux de neurones et les SVM.

Dans un premier temps, nous avons présenté les différentes méthodes de dépistage classiques utilisées pour la détection précoce du cancer du sein ainsi que leurs avantages et leurs inconvénients, puis nous avons abordé les techniques d'imagerie micro-onde. Par conséquent, un état de l'art sur les différents travaux de littérature portant sur ces dernières techniques d'imagerie pour la détection du cancer du sein a été dressé.

La contribution de cette thèse a portée essentiellement sur le développement d'un réseau de neurones multicouche afin de détecter et de localiser les tissus tumoraux dans un modèle du sein, et cela en utilisant deux algorithmes d'apprentissage, *trainscg* et *traingdm*. Ce travail a été réalisé pour les différentes configurations du système d'imagerie micro-onde sous CST, et cela en procédant à une rotation de l'antenne émettrice d'un angle variant de  $0^\circ$  à  $90^\circ$  avec un pas de  $15^\circ$ , selon les deux directions X et Y d'un modèle mammaire qui contient une tumeur de 0.25 cm de rayon. Des signaux ULB ont été envoyés et reçus par les deux antennes à patch rectangulaire afin de construire les sept bases de données correspondantes à chaque position de l'antenne émettrice. Les modèles des RNA validés au cours de notre étude sont capables de détecter la présence d'une tumeur mammaire avec succès car nous avons atteint un taux de détection de 100% pour chaque position de l'antenne émettrice, au même temps, ils sont capable de localiser la position de la tumeur avec précision. A titre d'exemple pour une antenne placée à  $60^\circ$  nous avons atteint un taux de localisation de 100%. Il est à noter que l'algorithme d'apprentissage *trainscg* donne de meilleurs résultats que *traingdm*.

Dans un deuxième temps, nous avons utilisé l'approche SVM pour détecter et localiser l'existence d'une éventuelle tumeur dans le sein pour les différentes configurations du système d'imagerie micro-onde. Le modèle SVM retenu a donné des taux de détection et de localisation de 99%.

Finalement nous avons terminé notre étude par une comparaison entre les deux techniques utilisées à savoir : les RNA et SVM. Nous pouvons dire que les deux approches sont très prometteuses pour la détection et la localisation du cancer du sein à un stade précoce, bien que nous ayons constaté que la méthode des RNA reste plus fiable en termes de détection par rapport aux SVM.

Les résultats obtenus lors de cette thèse ouvrent la voie vers d'autres travaux futurs à savoir:

- Détecter et localiser une tumeur mammaire en 3-D
- Réduire le pas de variation de l'angle de rotation de l'antenne émettrice du système d'imagerie micro-onde.
- Etudier le cas de l'existence de plusieurs tumeurs.
- Détecter et localiser une tumeur en changeant l'environnement de notre prototype

---

# Annexe A

## Interpolation Cubique d'Hermite

---

---

### A.1 Introduction

L'interpolation d'Hermite, nommée d'après le mathématicien Charles Hermite, est une extension de l'interpolation de Lagrange, qui consiste, pour une fonction donnée et un nombre fini de points donnés, à construire un polynôme qui est à la fois interpolateur (c'est-à-dire dont la valeur en ces points est donnée par la valeur de la fonction en ces points) et osculateur (c'est-à-dire dont la valeur de la dérivée en ces points est donnée par la valeur de dérivée de la fonction en ces points). Cette méthode d'interpolation permet de manipuler des polynômes ayant des propriétés proches de celles de la fonction interpolée [wikipedia\_2018].

### A.2 Interpolation polynomiale d'Hermite

Considérons,  $n + 1$  couples  $(x_i, y_i)$ ,  $i = 0, \dots, n$ , le principe de l'interpolation est d'avoir une fonction  $f(x)$ , qui appartient à une certaine classe et qui prend dans les nœuds d'interpolation  $x_i$  les valeurs  $y_i$ , c'est-à-dire  $f(x_i) = y_i, \forall i$ . Donc  $f(x)$  interpole  $\{y_i\}_{i=0}^n$  aux nœuds

## Annexe A

$\{x_i\}_{i=0}^n$  [NEGULESCU\_ 2008]. Nous parlons d'interpolation polynomiale quand  $f(x)$  est un polynôme.

Nous cherchons maintenant un polynôme  $P$  tel que pour tout  $0 \leq j \leq n$  [Pujo-Menjouet]

$$\begin{cases} f(x_j) = P(x_j) \\ \hat{f}(x_j) = \hat{P}(x_j) \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

Le polynôme  $P$  est de degré  $2n+1$ . Pour ça, nous utilisons les polynômes  $H_k$  et  $\hat{H}_k$  tels que : [Pujo-Menjouet] :

$$H_k(x_j) = \delta_{kj}, \hat{H}_k(x_j) = 0, \hat{H}_k(x_j) = 0, \text{ et } \hat{H}_k(x_j) = \delta_{jk} \quad (\text{A.2})$$

Dans le cas de l'interpolation de Hermite nous considérons,  $x_0, \dots, x_n$ , des nœuds de  $[a,b]$ ,  $f : [a, b] \rightarrow \mathcal{R}$  de classe  $C^1$ . Il existe un simple polynôme  $P$  de degré inférieur ou égale à  $2m+1$  tel que pour tout  $0 \leq j \leq n$ : [Pujo-Menjouet]

$$P(x_j) = f(x_j), \text{ et } \hat{P}(x_j) = \hat{f}(x_j) \quad (\text{A.3})$$

Il s'écrit : [Pujo-Menjouet]

$$P(x) = \sum_{k=0}^n (f(x_k)H_k(x) + \hat{f}(x_k)\hat{H}_k(x)) \quad (\text{A.4})$$

De plus si  $f$  est de classe  $C^{2n+1}$  alors on aura : [Pujo-Menjouet]

$$|f(x) - P(x)| \leq \frac{\|f^{(2n+2)}\|_{\infty}}{(2n+2)!} |\pi_n(x)|^2 \quad (\text{A.5})$$

pour tout  $x \in [a, b]$

Admettons que l'on veuille interpoler par morceaux une fonction  $f(x)$  sur un intervalle  $[x_0, x_n]$  que l'on a partitionné en sous-intervalles  $[x_{i-1}, x_i]$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ .

L'interpolation par splines cubiques permet de remplacer, sur chaque sous-intervalle, la fonction  $f$  par un polynôme du troisième degré, de sorte que la fonction interpolante soit continue ainsi que ses dérivées premières et seconde sur tout l'intervalle  $[x_0, x_n]$  [Ananum\_2009].

Les courbes splines cubiques simulent l'attitude prise par une fine latte de bois dont la forme est imposée à l'aide de piquets. La déformation de la latte entre deux piquets successifs est

## Annexe A

représentée par une fonction dont la dérivée quatrième s'annule, c'est-à-dire par un polynôme du troisième degré ou cubique [Ananum\_2009].

Spline est en anglais, le nom d'une latte flexible utilisée en dessin industriel.

Soit  $x_0, \dots, x_n$ ,  $n+1$  nœuds de  $[a, b]$ , tel que :[Pujo-Menjouet]

$$A = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b. \quad (A.6)$$

La fonction  $s_k: [a, b] \rightarrow \mathcal{R}$  est une spline de degré  $k$  relative aux nœuds  $x_i$  si :[Pujo-Menjouet]

$$s_{k,i} = s_k|_{[x_i, x_{i+1}]} \in P_k, \text{ pour } i=0, \dots, n \text{ et } s_k \in C^{k-1} [a, b] \quad (A.7)$$

On peut écrire  $s_{k,i}$  sous la forme polynomiale :[Pujo-Menjouet]

$$s_{k,i} = \sum_{h=0}^k a_{hi} (x - x_i)^h \quad (A.8)$$

Les splines cubiques (de degré  $k=3$ ) de Hermite, basées sur les polynômes de Hermite sont calculées de la façon suivante : il faut déterminer  $(K+1)n = 4n$  coefficients pour déterminer le polynôme  $s_3$  avec les conditions :

1. d'interpolation :  $s_3(x_i^-) = f(x) = s_3(x_i^+)$  pour  $i=1, \dots, n-1$  ce qui fait  $2(n-1)$  conditions,
2.  $s_3(x_0) = f(a)$  (une condition de plus)
3.  $s_3(x_n) = f(b)$  (une condition de plus)
4.  $s_3'(x_i^-) = s_3'(x_i^+)$  pour  $i=1, \dots, n-1$  (( $n-1$ ) conditions)
5.  $s_3''(x_i^-) = s_3''(x_i^+)$  pour  $i=1, \dots, n-1$  (( $n-1$ ) conditions)

Au total, ça fait  $4n+2$  conditions. Les  $k-1=2$  conditions restantes sont les conditions additionnelles imposées par l'utilisateur (soit les splines périodiques, soit les splines naturelles).

[Pujo-Menjouet]

1. Spline naturelle :  $s_k^{(2)}(a) = 0$  et  $s_k^{(2)}(b) = 0$
2. Spline périodique :  $s_k^{(m)}(a) = 0$  et  $s_k^{(m)}(b) = 0$  pour  $m=1, \dots, k-1$  interpolant les  $(n+1)$  nœuds
3. Si de plus  $f$  est différentiable sur  $[a, b]$  alors il existe une unique splines  
Avec :  $s_k'(a) = f'(a)$  et  $s_k'(b) = f'(b)$

Le calcul d'une spline demande donc la résolution d'un système linéaire de  $4n$  équations.

## Annexe A

### ➤ **Avantages**

L'interpolation est lisse

L'allure des données est conservée, ce qui veut dire que la fonction est monotone sur chaque intervalle.

### ➤ **Inconvénients**

Les calculs sont plus lourds que pour les interpolations plus simples.

La dérivée seconde n'est pas continue, ce qui peut poser problème.

---

# Annexe B

## Régression par les machines à vecteurs supports

---

---

### B.1 Introduction

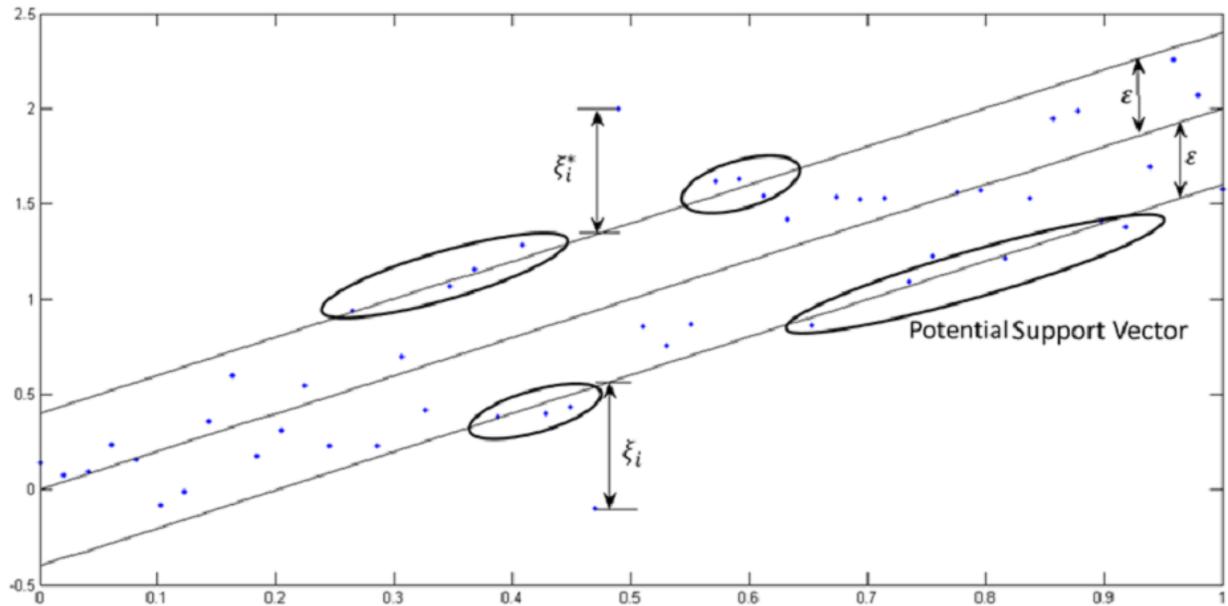
La régression par les machines à vecteurs supports (SVR pour Support Vector Regression) est une extension des machines à vecteurs supports développées par l'équipe de VAPNIK [Vapnik\_1995]. L'objectif de cette technique est de trouver l'hyperplan optimal représentant le jeu de données. Cet hyperplan doit interpoler les observations avec une certaine marge  $\varepsilon$ , marge définie par la fonction perte d'insensibilité  $\varepsilon$ . Les principaux avantages de cette approche sont : sa robustesse contre le bruit et les erreurs, ainsi que la possibilité de son utilisation dans les cas non-linéaires grâce aux fonctions noyaux [Colliez\_2008].

### B.2 La régression par les machines a vecteur de support

Considérons l'espace de données  $\chi$ , incluant l'ensemble de données  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\} \subset \chi$ . Le principe de la régression par les machines à vecteurs supports est de trouver la fonction  $f(X)$  qui cause, au plus, une erreur résiduelle de  $\varepsilon$  entre les estimations  $\hat{Y}_i$  et les cibles  $Y_i$ . Dans le même temps, un terme de régularisation tend à rendre aussi "plate" que possible la solution. En d'autres termes, nous ne ferons pas attention aux erreurs tant que celles-ci lui seront inférieures, mais nous

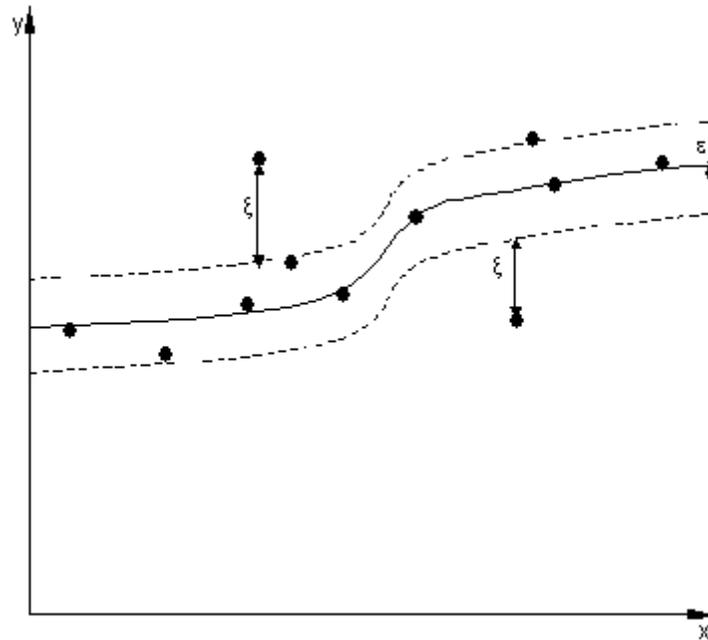
n'accepterons aucune déviation qui lui soit supérieure, cette méthode utilise la fonction perte d'insensibilité  $\varepsilon$  ou fonction de perte pour le calcul des pertes [Colliez\_2008].

La figure B.1 montre un exemple de fonction de régression linéaire unidimensionnelle avec une bande - d'insensibilité. Les variables mesurent le coût des erreurs sur les points d'apprentissage. Ce sont zéro pour tous les points qui sont à l'intérieur du groupe.



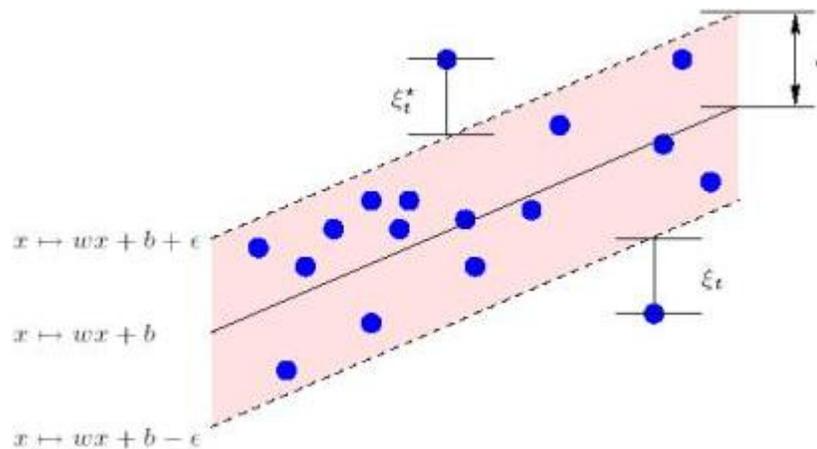
**Figure B. 1 Régression unidimensionnelle linéaire [Mariette\_2015].**

La figure B.2 illustre une situation similaire mais pour un cas de régression non linéaire.



**Figure B. 2 Fonction de régression non linéaire.[kernel\_2007]**

L'une des idées les plus importantes dans les cas de classification et de régression des vecteurs de support est que la présentation de la solution au moyen d'un petit sous-ensemble de points d'apprentissage offre d'énormes avantages de calcul. En utilisant la fonction de perte d'insensibilité, nous assurons l'existence du minimum global et en même temps l'optimisation d'une limite fiable de généralisation.



**Figure B. 3 Image détaillée de la bande epsilon avec des variables ressorts et des points de données sélectionnés**

Dans la régression par SVM, l'entrée  $x$  est d'abord tracée sur un plan d'espace caractéristiques de dimension  $m$  en utilisant un plan fixe (non linéaire), puis un modèle linéaire est construit dans cet espace. En utilisant la notation mathématique, le modèle linéaire  $f(x, \omega)$  est donné par :

$$f(x, \omega) = \sum_{j=1}^m \omega_j g_j(x) + b \quad (\text{B.1})$$

Où,  $g_j(x)$ ,  $j=1, \dots, m$  désigne un ensemble de transformations non linéaires, et  $b$  est le terme "biais". Souvent, les données sont supposées être nulles (ceci peut être obtenu par prétraitement), de sorte que le terme de biais est supprimé.

La qualité de l'estimation est mesurée par la fonction de perte  $L(y, f(x, \omega))$ . La régression SVM utilise un nouveau type de fonction de perte appelée fonction de perte d'insensibilité  $\varepsilon$  proposée par Vapnik [**Mariette\_2015**]:

$$L_\delta(y, f(x, \omega)) = \begin{cases} 0 & \text{Si } |y - f(x, \omega)| \leq \varepsilon \\ |y - f(x, \omega)| - \varepsilon & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{B.2})$$

Le risque empirique est [**kernel\_2007**] :

$$E_{emp}(\omega) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_\delta(y_i, f(x_i, \omega)) \quad (\text{B.3})$$

La régression SVM effectue une régression linéaire dans l'espace caractéristique de haute dimension en utilisant la fonction de perte d'insensibilité  $\varepsilon$  et, en même temps, tente de réduire la complexité du modèle en minimisant  $\|\omega\|^2$ . Ceci peut être décrit en introduisant des variables ressort ou de relâchement  $\xi_i, \xi_i^*, i=1, \dots, n$ , afin de mesurer la déviation des échantillons d'apprentissage en dehors de la zone d'insensibilité  $\varepsilon$ . Ainsi, la régression SVM est formulée comme la minimisation de la fonction suivante [**Colliez\_2008**]:

$$\min L(\omega, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \cdot \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (\text{B.4})$$

Sous les contraintes [**Colliez\_2008**]:

$$\begin{cases} y_i - \langle \omega, x_i \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle \omega, x_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \forall i \in \{1, \dots, n\} \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (\text{B.5})$$

La constante  $C$  détermine le compromis entre la "platitude" de  $f$  et l'attache aux données, c'est à dire qu'elle donne plus ou moins d'importance (de poids) aux erreurs  $\xi_i, \xi_i^*$  par rapport à la solution régulière  $\frac{1}{2} \|\omega\|^2$  [Colliez\_2008].

Ce problème d'optimisation peut être transformé en un problème dual, et sa solution est donnée par [kernel\_2007]:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N_{sv}} (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i - x) \quad (\text{B.6})$$

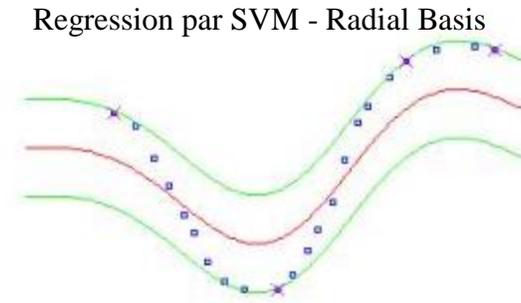
Avec:  $0 \leq \alpha_i \leq C$ ,  $0 \leq \alpha_i^* \leq C$

Où:  $N_{sv}$  est le nombre de vecteurs de support ( $sv_s$ ) et la fonction noyau est donnée par la formule suivante:

$$k(x_i - x) = \sum_{j=1}^m g_j(x) g_j(x_i) \quad (\text{B.7})$$

Il est bien connu que les performances de généralisation des SVM (précision de l'estimation) dépendent d'un bon réglage des méta-paramètres: le paramètre  $C$ ,  $\varepsilon$  et les paramètres du noyau. Le problème de la sélection optimale des paramètres est encore compliqué par le fait que la complexité du modèle SVM (et donc sa performance de généralisation) dépend de ces trois paramètres. Donc les implémentations logicielles existantes de la régression SVM traitent généralement les méta-paramètres SVM comme des entrées définies par l'utilisateur. La sélection d'un type de noyau particulier et des paramètres de la fonction noyau dépend généralement de la connaissance du domaine d'application et doit également refléter la distribution des valeurs d'entrée ( $x$ ) des données d'apprentissage.

La figure B.4 montre les performances du modèle SVM dans le cas de la régression, sur le schéma les lignes vertes démontrent les limites d'épsilon, et les points bleus représentent des exemples de données.



**Figure B. 4 Performance du SVM dans le cas de la régression [kernel\_2007]**

Il est à noter que le paramètre  $C$  détermine le compromis entre la complexité du modèle (platitude) et le degré auquel des écarts supérieurs à  $\epsilon$  sont tolérés dans la formulation d'optimisation, par exemple si  $C$  est trop grand (infini), alors l'objectif est de minimiser le risque empirique seulement, sans tenir compte de la complexité du modèle dans la formulation de l'optimisation. Aussi le paramètre  $\epsilon$  contrôle la largeur de la zone  $\epsilon$ -intensive, utilisée pour ajuster les données d'apprentissage. La valeur de  $\epsilon$  peut affecter le nombre de vecteurs de support utilisés pour construire la fonction de régression, alors plus  $\epsilon$  est grand, moins les vecteurs de support sont sélectionnés. D'un autre côté, des valeurs plus élevées de  $\epsilon$  donnent des estimations plus «plates». Par conséquent, les valeurs  $C$  et  $\epsilon$  affectent la complexité du modèle (mais de manière différente).

### B.3 Les avantages du SVR

L'un des avantages du SVR, est qu'il peut être utilisé pour éviter les difficultés d'utilisation des fonctions linéaires dans des espaces de données de grande dimension et que le problème d'optimisation est transformé en deux programmes quadratiques convexes. Dans le cas de la régression, la fonction de perte est utilisée pour pénaliser les erreurs qui dépassent le seuil d'insensibilité-  $\epsilon$ . De telles fonctions de perte conduisent généralement à une représentation dispersée de la règle de décision, donnant des avantages algorithmiques et de représentation significatifs.

zyadaaaa

---

---

## Références

---

---

- [Abbosh\_2007] Abbosh, A. M. and M. E. Bialkowski, “**Design of UWB planar for microwave imaging systems,**” IEEE International Conference on Signal Processing and Communications (ICSPC 2007), pp:24–27, Dubai, United Arab Emirates, 2007.
- [Abbosh\_2011] Younis M. Abbosh ,Ammar F. Yahya, AminAbbosh, “ **Neural Networks for the Detection and Localization of Breast Cancer,** ” International Conference on Communications and Information Technology (ICCIT), Aqaba, 2011
- [ABU NASIR\_2012] NURRAMLAH BINTI ABU NASIR, “**Diagnosis of breast cancer using case-based reasoning**” Thèse de doctorat de l’Université de Malaisie Pahang soutenue, juin 2012.
- [AlShehri\_2009] S. A. AlShehri and S. Khatun “ **UWB imaging for breast cancer detection using neural network,** ” Progress in Electromagnetics Research C, Volume 7, pp:79- 93, 2009.
- [AlShehri\_2011] S. A. AlShehri and S. Khatun, A. B. Jantan, R. S. A. Raja Abdullah, R. Mahmood, Z. Awang, “**Experimental breast tumor detection using nn-based uwb imaging,**” Progress In Electromagnetics Research, Volume 111, pp: 447-465, 2011.
- [AlShehri\_2011b] S. A. AlShehri and S. Khatun, A. B. Jantan, R. S. A. Raja Abdullah, R. Mahmood, Z. Awang, “ **3D experimental detection and discrimination of malignant and benign breast tumor using nn-based uwb imaging system,**” Progress In Electromagnetics Research, Volume 116, pp: 221-237, 2011.

- [Ananum\_2009] [homepages.ulb.ac.be/~mtolley/AnAcad\\_2010\\_2011/Ananum\\_2009\\_Ch8.doc](http://homepages.ulb.ac.be/~mtolley/AnAcad_2010_2011/Ananum_2009_Ch8.doc)
- [BABA\_2017] A.Baba Hamed , “**Vers Un Modèle De Classification Neuronale Des Données Médicales A Base De La Technologie FPGA,** ” Thèse de doctorat de l’université de Tlemcen, soutenue en juillet, 2017.
- [Baran\_2014] Baran , A.; Kurrant, D. J.; Zakaria, A.; Fear, E. C. and Lovetri, J.;“**Breast imaging using microwave tomography with radar-based tissue-regions estimation,**” Progress In Electromagnetics Research, Volume 149, pp:161-171,2014.
- [Bermani\_2003] E. Bermani, A. Boni, S. Caorsi, A. Massa, “**An innovative real time technique for buried object detection,** ”IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing volume 41, Issue 4, pp: 927 - 931, 2003.
- [Bermani\_2004] E. Bermani, A. Boni, S. Caorsi, M. Donelli, A. Massa, 2004. “**A multi-source strategy based on a learning-by-examples technique for buried object detection,**” PIER Journal 48,pp: 185–200, 2004.
- [Bermani\_2005] E .Bermani,A. Boni, A. Kerhet, A.Massa, “**Kernels evaluation of SVM-based estimators for inverse scattering problems,**”PIER Journal , volume 53,pp: 167–188, 2005.
- [Bindu\_2006] G. Bindu, A. Lonappan, V. Thomas, C. K. Aanandan, and K. T. Mathew, “**ACTIVE MICROWAVE IMAGING FOR BREAST,**” Progress In Electromagnetics Research, PIER ,volume 58, pp:149–169, 2006.
- [Bishop\_1997] C. M. Bishop, “**Neural Networks for Pattern Recognition,** ” Oxford University Press, 1997.
- [Bond\_2003] Bond, E. J., X. Li, S. C. Hagness, and B. D. Van Veen, “**Microwave imaging via space-time beam forming for early detection of breast cancer,**” IEEE Trans. Antennas Propag., Volume 51, pp:1690–1705, 2003.
- [Bond\_2003b] J. Bond, X. Li and S. C. Hagness, “**Numerical and Experimental Investigation of an Ultra wide band Ridged Pyramidal Horn Antenna With Curved Launching Plane for Pulse Radiation,**” IEEE Antennas and Wireless Propagat. Letters, volume 2, pp: 259–262, 2003.
- [Bourqui\_2012] J. Bourqui, J. M. Sill, and E. C. Fear, “**A prototype system for measuring microwave frequency reflections from the breast,**” International Journal of Biomedical Imaging, volume .2012, pp:1-12, Jan. 2012.
- [Brabanter\_2011] K. De Brabanter, P. Karsmakers, F. Ojeda, C. Alzate, J. De Brabanter, K. Pelckmans, B. De Moor, J. Vandewalle, J.A.K. Suykens, “ **LS-SVM lab**

- Toolbox User's Guide version 1.8,** ” ESAT-SISTA Technical Report, pp:10-146, August 2011.
- [BURGES\_1998] C. J.C. Burges, “**A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern,**”*Recognition, Data Mining and Knowledge Discovery 2*, pp: 121-167, 1998.
- [Campbell\_1992] A. M. Campbell and D. V. Land, “**Dielectric Properties of Female Human Breast Tissue Measured In Vitro at 3.2 GHz,** ”*Physics in Medicine and Biology*, Volume 37, Issue 1, pp: 193-210, 1992.
- [Campbell\_2002] C.Campbell, “**Kernel Methods A Survey of Current Technique,**” Elsevier Science, Volume 48, Issues 1–4, pp: 63-84, October 2002.
- [Caorsi\_2003] S.Caorsi , D.Anguita , E. Bermani , Andrea Boni , M. Donelli and A. Massa, “**A Comparative Study of NN and SVM-Based Electromagnetic Inverse Scattering Approaches to On-Line Detection of Buried Objects,** ”*ACES JOURNAL*, volume 18, Issue 2, JULY 2003
- [Chaudhary\_1984] S. S. Chaudhary, R. K. Mishra, A. Swarup, and J. M. Thomas, “**Dielectric properties of normal and malignant human breast tissues at radiowave and microwave frequencies** ”, *Indian J. Biochem.Biophys*, volume 21, pp: 76–79, Feb. 1984.
- [Cheikhrouhou\_2012] I. Cheikhrouhou, “ **Description et classification des masses mammaires pour le diagnostic du cancer du sein**”, Thèse de doctorat de l'université d'Evry-Val d'Essonne, soutenu en juin, 2012.
- [Chen\_2007] Z.N. Chen, “**Antennas for Portable Devices**”, John Wiley & Sons Ltd, England, ISBN 978-0-470-03073-8, 12 March 2007
- [Chouiti\_2016] S M.Chouiti, L. Merad, SM.Meriah, XRaimundo, and ATaleb-Ahmed, “**An Efficient Image Reconstruction Method for Breast Cancer Detection Using an Ultra-Wideband Microwave Imaging System,**” *ELECTROMAGNETICS*, volume 36, Issue 4, PP:225–235,2016
- [Chouiti\_2017] S.M Chouiti, “ **Détection et Reconstruction de forme d’Objets par les Techniques d’Imagerie Micro-ondes,**” Thèse de doctorat de l’université de Tlemcen, soutenue le 4 mai 2017.
- [Christoyiani\_2000] Christoyiani E, Dermatas G, Kokkinakis. “**Fast detection of masses in computeraided mammography,** ” *IEEE Signal Processing Magazine*, volume 17, Issue 1, pp.: 54–64, 2000.

- [Colliez\_2008] J. Colliez, “**Une approche basée sur la régression par les machines à vecteurs supports : application au suivi d’objets en mouvement dans les séquences d’images**”, Thèse de doctorat de l’université du Littoral Côte d’Opale, soutenu en 2008.
- [Coppini\_2003] Coppini G, Diciotti S, Falchini M, Villari N, Valli G. “**Neural networks for computer-aided diagnosis: detection of lung nodules in chest radiograms,** ” IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine; volume 7, Issue 4, pp :344–57, 2003.
- [Davis\_2005] S. K. Davis, H. Tandradinata, S. C. Hagness, and B. D. Van Veen, “**Ultra wide band Microwave Breast Cancer Detection: A Detection-Theoretic Approach Using the Generalized Likelihood Ratio Test,**” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, volume 52, pp: 1237–1250, July 2005.
- [Du\_2011] X. Du and S. Dua, “**Cancer prognosis using support vector regression in imaging modality**”, World Journal of Clinical Oncology, PP:44-49, 10 January 2011.
- [Elmore\_1998] J. G. Elmore, M. B. Barton, V. M. Moceris, S. Polk, P. J. Arena and S. W. Fletcher, “**Ten-Year Risk of False Positive Screening Mammograms and Clinical Breast Examinations**”, The New England Journal of Medicine, Volume 338, Issue 16, pp: 1089-1096, 1998.
- [Fear\_2000] Fear, E. C. and M. A. Stuchly, “**Microwave detection of breast cancer,**” IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, Volume 48, pp: 1854–1863, 2000.
- [Fear\_2002] Fear, E. C., S. C. Hagness, P. M. Meaney, M. Okoniewski, and M. A. Stuchly, “**Enhancing breast tumor detection with near-field imaging,**” IEEE Microwave Magazine, Volume 3, pp:48–56, 2002.
- [Fear\_2002b] E. Fear, X. Li, S. Hagness, and M. Stuchly, “**Confocal microwave imaging for breast cancer detection: Localization of tumors in three dimensions,**” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, volume 49, Issue 8, pp: 812–822, 2002.
- [Fear\_2003] E. Fear, J. Sill, and M. Stuchly, “**Experimental feasibility study of confocal microwave imaging for breast tumor detection,**” IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, volume 51, Issue 3, pp: 887–892, 2003.

- [Fear\_2003b] E. C. Fear, P. M. Meaney, and M. A. Stuchly, “**Microwaves for breast cancer detection?**” IEEE Potentials, volume 22, Issue 1, pp: 12-18, Feb. 2003.
- [Fhager\_2005] A. Fhager, M. Persson, “**Comparisson of two image reconstruction algorithms for microwave tomography,**” RADIO SCIENCE, volume 40, RS3017, doi: 10.1029/2004RS003105, 2005.
- [Fhager\_2006] A. Fhager, “**Microwave Tomography,**” Ph.D. Thesis, Department of Signal sand Systems, Chalmers University of Technology, 2006.
- [Fhager\_2006b] A. Fhager, P. Hashemzadeh, and M. Persson, “**Reconstruction Quality and Spectral Content of an Electromagnetic Time-Domain Inversion Algorithm**”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, volume 53, pp:1594–1604, Aug. 2006.
- [Gabriel\_1996] C. Gabriel, S. Gabriele and E. Corthout, “**The Dielectric Properties of Biological Tissues: I. Literature Survey,**” Physics in Medicine and Biology, Volume 41, pp: 2231-2249, 1996.
- [Gabriel\_1996b] S. Gabriel, R. W. Lau and C. Gabriel, “**The Dielectric Properties of Biological Tissues: II. Measurements in the Frequency Range 10 Hz to 20 GHz,**” Physics in Medicine and Biology, Volume 41, pp: 2251-2269, 1996.
- [GLOBOCAN\_2012] Globocan 2012: “**Estimated Cancer Incidence ,Mortality and Prevalence worldwide in 2012,**” International Agency for Research on cancer, 2012
- [Hagness\_1999] Susan C. Hagness, Allen Taflove, Jack E. Bridges, “**Three-Dimensional FDTD Analysis of a Pulsed Microwave Confocal System for Breast Cancer Detection: Design of an Antenna-Array Element**”, IEEE transaction on antenna and propagation, volume 47, Issue 5, MAY 1999
- [Hamdi\_2010] Hamdi Cherif M, Mahnane A, Laouamri S, Zaidi Z, Boukharouba H, Cherka D, et al. “**LE CANCER A Sétif , Algérie, 1986-2010,**”, Journal Africain du Cancer ,Volume 6, Issue 3, pp 166-173, Aout 2014.
- [Hennaoui\_2013] L. Hennaoui, “**Epidémiologie, facteurs de risque du cancer du sein étude cas-témoins wilaya de Tlemcen,**” Thèse de doctorat de l’université de Tlemcen, Faculté de Médecine, soutenu le : 28/10/2015
- [Huynh\_1998] P-T.Huynh, A-M.Jarolimek and S. Daye, “**The false-negative mammogram**”, Radiographics, volume 18, Issue 5, pp. 1137–1154, 1998.
- [Joines-1994] W. T. Joines, Y. Zhang, C. Li and R. L. Jirtle, “**The Measured Electrical Properties of Normal and Malignant Human Tissues from 50 to 900**

- MHz, ”, Medical Physics, Volume 21, Issue 4, 1994.
- [Jossinet\_1999] J. Jossinet and M. Schmitt, “**A Review of Parameters for the Bioelectrical Characterization of Breast Tissue,**” Annals of the New York Academy of Sciences, Volume 873, pp: 30-41, 1999.
- [kernel\_2007] <http://kernelsvm.tripod.com>, 2077
- [Keserci\_2002] Keserci B, Yoshida H. “**Computerized detection of pulmonary nodules in chest radiographs based on morphological features and wavelet snake model,**” Medical Image Analysis, volume 6, Issue 4, pp:431–47, 2002.
- [Kirshin\_2011] Kirshin, E.; Zhu, G. K.; Popovich, M. and Coates, M, “**Evaluation of the mono-static microwave radar algorithms for breast imaging,**” in Proceedings of the 5th European Conference on Antennas and Propagation (EUCAP '11), Rome, Italy, pp: 881–885, April 2011.
- [Klemm\_2008] M.Klemm, I. Craddock, J. Leendertz, A. Preece and R. Benjamin, “**Experimental and clinical results of breast cancer detection using UWB microwave radar,**” Proceedings of IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium, pp1–4, 2008.
- [Kopans\_2007] D. B. Kopans, “**Breast Imaging**”. Lippincott Williams & Wilkins, 2007
- [Kruger\_2000] Kruger, R. A.; Miller, K. D.; Reynolds, H. E. et al.; “**Breast cancer in vivo: Contrast enhancement with thermoacoustic CT at 434 MHz Feasibility study,**” Radiology, Volume 216, Issue 1, 279-283, 2000.
- [Kuhl\_2005] C. K. Kuhl, S. Schrading, C. C. Leutner, N. Morakkabati-Spitz, E. Wardelmann, R. Fimmers, W. Kuhn and H. H. Schild, “**Mammography, Breast Ultrasound, and Magnetic Resonance Imaging for Surveillance of Women at High Familial Risk for Breast Cancer**”, Journal of Clinical Oncology, Volume 23, Issue 33, pp: 8469-8476, 2005.
- [Lazebnik\_2007] M. Lazebnik, D. Popovic, L. McCartney, C. B. Watkins, M. J. Lindstrom, J. Harter, S. Sewall, T. Ogilvie, A. Magliocco, T. M. Breslin, W. Temple, D. Mew, J. H. Booske, M. Okoniewski, and S. C. Hagness, “**A large-scale study of the ultra-wideband microwave dielectric properties of normal breast tissue obtained from reduction surgeries,**” Physics in Medicine and Biology, volume 52, pp :2637–2656, 2007.
- [Lazebnik-2007b] M. Lazebnik et al., “**A large-scale study of the ultra-wide-band microwave dielectric properties of normal, benign and malignant breast tissues obtained from cancer surgeries,**” physics in medicine and biology,

volume 52, Issue 20, pp: 6093-6115, 2007.

- [Li\_2003] D. Li, P. M. Meaney, K.D. Paulsen, “**Conformal Microwave Imaging for Breast Cancer Detection,**” IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, vol. 51, Issue 4, pp.1179–1186, Apr. 2003.
- [Li\_2004] Li, X., S. K. Davis, S. C. Hagness, D. W. Weide, and B. D. Veen, “**Microwave imaging via space-time beam forming: Experimental investigation of tumor detection in multilayer breast phantoms,**” IEEE Trans. Microwav. Theory Tech., Volume 52, pp: 1856–1865, 2004.
- [Li\_2005] X. Li, E. J. Bond, B. D. van Veen and S. C. Hagness, “**An Overview of Ultra-Wideband Microwave Imaging via Space-Time Beamforming for Early-Stage Breast-Cancer Detection,**” IEEE Antennas and Propagation Magazine, volume 47, Issue 1, pp: 19–34, Feb. 2005.
- [Lim\_2008] H. B. Lim, N. T. Nhung, E. Li, and N. D. Thang, “**Confocal microwave imaging for breast cancer detection: Delay-multiply-and-sum image reconstruction algorithm,**” IEEE Transaction on Biomedical Engineering, Volume 55, pp: 1697–1704, 2008.
- [Zribi\_2012] Manel Zribi, Younes Boujelbene, “**Les réseaux de neurones un outil de sélection de variables : Le cas des facteurs de risque de la maladie du cancer du sein,**” Éthique et économique/Ethics and Economics, volume 9, Issue 1, 2012.
- [Mariette\_2015] A Mariette, Rahul Khanna, “**Efficient Learning Machines,**” Springer Link, Apress, Berkeley, CA, Chapter 4, Support Vector Regression, pp: 67 - 80, 2015
- [Meaney\_1995] P. M. Meaney, K. D. Paulsen and T. P. Ryan, “**Two-dimensional hybrid element image reconstruction for tm illumination,**” IEEE Transactions on Antennas and Propagation , Volume 43, Issue 3, Mar 1995
- [Meaney\_1999] Meaney, P. M., K. D. Paulsen, J. T. Chang, M. W. Fanning, and A. Hartov, “**Nonactive antenna compensation for fixed array microwave imaging, Part II: Imaging results,**” IEEE Transactions on Medical Imaging, Volume 18, pp: 508–518, 1999.
- [Meaney\_2000] P. M. Meaney, M. W. Fanning, D. Li, S. P. Poplack and K. D. Paulsen, “**A Clinical Prototype for Active Microwave Imaging of the Breast,**” IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, volume 48, pp: 1841–1853, Nov. 2000.
- [Meaney\_2001] P. M. Meaney, K. D. Paulsen, B. W. Pogue and M. I. Miga, “**Microwave**

- Image Reconstruction Utilizing Log-Magnitude and Unwrapped Phase to Improve High-Contrast Object Recovery**”, IEEE Transactions on Medical Imaging, volume 20, pp. 104–116, Feb. 2001.
- [Meaney\_2002] P. M. Meaney, C. Fear, S. C. Hagness, “ **Enhancing breast Tumor detection with near field imaging,** ” IEEE Microwave Magazine, volume 3, Issue 1, pp:48-56, 2002.
- [Meaney\_2007] Meaney, P. M.; Fanning, M. W.; Raynolds. T, “**Initial clinical experience with microwave breast imaging in women with normal mammography,**” Academic Radiology, Volume 14, Issue 2, pp: 207-218, 2007.
- [Meguenni\_2014] Meguenni K. Registre des cancers wilayaTlemcen 2014.
- [Meguenni\_2016] K.Meguenni, D .Regagba, Registre des cancers wilayaTlemcen 2016.
- [Messer\_1998] K. Messer, and J. Kittler, “**Choosing an optimal neural network size to aid a search through a large image database,**” Proceedings of the Ninth British Machine Vision Conference, BMVC 98, 1998.
- [Miraoui\_2015] A.F.Miraoui, L.Merad, S.M.Meriah, ‘’ **Microwave imaging for the detection and localization of breast cancer using artificial neural network,** ‘’ Journal of Theoretical and Applied Information Technology, Volume 74 , Issue 3, 30thApril 2015.
- [Miraoui\_2017] A. F. Miraoui, L. Merad, S. M. Meriah, ‘’**Breast tumor classification using support vector machine and artificial neural networks,** ‘’ International Journal of Microwave and Optical Technology, Volume 12, Issue 2, March 2017.
- [Miyakawa\_1997] M. Miyakawa and T. Hayashi, “**An Atempt of High-Speed Imaging of the Chirp Radar-Type Microwave Computed Tomography,**” Microwave Symposium Digest IEEE MTT-S International, volume 1, pp: 115–118, 8-13, June 1997.
- [Miyakawa\_2002] M. Miyakawa, K. Orikasa, M. Bertero, P. Boccacci, F. Conte and M. Piana,“ **Experimental Validation of a Linear Model for Data Reduction in Chirp-Pulse ]=[Microwave CT,**” IEEE Transactions on Medical Imaging, volume 21, pp: 385–395, Apr. 2002.
- [Miyakawa\_2003] M. Miyakawa, E. Harada and W. Jing, “**Chirip Pulse Microwave ComputedTomography(CP-MCT) Equipped with a Fan Beam Scanner for High-speedImaging of a Biological Target,**” Proceedings of the 25 Annual international Conference of the IEEE EMBS, Caneun, Mexico, Sep.

- 17-21, 2003.
- [Miyakawa\_2004] M. Miyakawa, T. Ishida, M. Watanabe, “**Imaging Capability of an Early Stage Breast Tumor by CP-MCT,**” Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS, SanFrancisco, CA, USA pp: 1-5, September 2004.
- [Mohamed\_2003] Mohamed EI, Maiolo C, Linder R, Poppl SJ, De Lorenzo A. “**Artificial neural networkanalysis: a novel application for predicting site-specific bone mineral density,**” Acta Diabetologica;40(Suppl. 1),pp: 19–22, 2003.
- [Nagel\_1998] Nagel RH, Nishikawa RM, Papaioannou J, Doi K. “ **Analysis of methods for reducing false positives in the automated detection of clustered micro calcifications in mammograms,** ” Medical Physics,25(8):1502–6, 1998.
- [Nagendra\_2006] Shiva Nagendra, S. M. and MukeshKhare, “**Artificial neural network approach for modeling nitrogen dioxide dispersion from vehicular exhaust emissions,**” Elsevier, Ecological Modeling, Volume 190, pp: 99–115, 2006.
- [NEGULESCU\_2008] C NEGULESCU, “**Interpolation,** ” cours de l’université de Provence, année universitaire, 07 -08.
- [NNT\_2016] “ **Neural Network Toolbox User Guide**” ,  
www.mathworks.com/products/neural-network, 2016
- [Papadopouloussa\_2002] Papadopouloussa. DI, Fotiadisb A, Likasb. “**An automatic microcalcification detection system based on a hybrid neural network classifier,** ” Artificial Intelligence in Medicine; Volume 25, pp: 149–67, 2002.
- [Pastorino\_2010] M. Pastorino, “**Microwave imaging**”, John Wiley & Sons ,volume 208, 2010.
- [Patrocinio\_2000] Patrocinio AC, Schiabel H, Benatti RH, Goes CE, Nunes FLS. “**Investigation of clustered micro calcification features for an automated classifier as part of a mammography CAD scheme,** ” Proceedings of the 22nd annual EMBS international conference, pp: 1203–5, 2000.
- [Paulsen\_1995] K. D. Paulsen, P. M. Meaney, M. J. Moskowitz and J. M. Sullivan, “**A Dual Mesh Scheme for Finite Element Based Reconstruction Algorithms,**” IEEE Transactions on Medical, volume 14, Issue 3,pp: 504–514, Mar 1995.

- [Paulsen\_1999] K. D. Paulsen, and P. M. Meaney, “**Nonactive antennacompensation for fixed-array microwave imaging Part I: Modeldevelopment,**” IEEE Transactions on Medical Imaging, Volume 18, pp: 496–507, 1999.
- [Pujo-Menjouet] L. Pujo-Menjouet, “ **Introduction à l’analyse Numérique,** ” cours de l’université de Claude Bernard, Lyon I.
- [Qian\_2007] Qian W, Zhukov T, Song DS, Tockman MS. “**Computerized analysis of cellular features and biomarkers for cytologic diagnosis of early lung cancer,**” Analytical and Quantitative Cytology and Histology, volume 29, Issue 2, pp: 103–11, 2007.
- [Sahiner\_2006] Ge J, Sahiner B, Hadjiiski LM, et al. “**Computer aided detection of clusters of microcalcifications on full field digital mammograms,**” Medical Physics, 33(8):2975–88, 2006.
- [SCB\_1995] Lo SCB, Chan HP, Lin JS, Li H, Freedman MT, Mun SK. “**Artificial convolution neural network for medical image pattern recognition. Neural Networks,**” 8(7/8), pp:1201–1214, 1995
- [Scholkopf\_2000] B. Scholkopf, “**Statistical Learning and Kernel Methods,**” International Centre for Mechanical Sciences book series (CISM), volume 431, pp: 3-24, 29 February 2000.
- [Scott\_2004] JA.Scott“**The lung scan and the abnormal chest X-ray: difficult diagnoses,**”. Nuclear Medicine Communications, volume 25, Issue 11, pp: 1137–41, 2004.
- [Sekkal\_2018] W.Sekkal, L. Merad, SM. Meriah, “**A Comparative Study for Breast Cancer Detection by Neural Approach for Different Configurations of the Microwave Imaging System,**” *Progress in Electromagnetics Research M*, Volume 65, pp 69-78, 2018.
- [Seladji\_2013] N.Seladji, F.Z. Marouf, L. Merad, S.M. Meriah, F.T. BendimeradM.Bousahla, N.Benahmed, “**Antenne Micro-ruban Miniature Ultra Large Bande ULB pour Imagerie Micro-onde ,**” Revue MéditeRranéenne des Télécommunications, volume 3, Issue 1,pp 21-25, february2013.
- [Setiono\_1996] Setiono R. “**Extracting rules from pruned neural networks for breast cancerdiagnosics ,**” Artificial Intelligence in Medicine, volume 8,Issue 1, pp:37–51, 1996.
- [Sha\_2002] Sha, L., E. R. Ward, and B. Story, “**A review of dielectric properties of**

- normal and malignant breast tissue,”** ProceedingsIEEESoutheastCon, pp: 457–462, 2002.
- [Shannon\_2005] Shannon, C., E. Fear, and M. Okoniewski, “**Dielectric-filled slotline bowtie antenna for breast cancer detection,**” ElectronicsLetters, Volume 41, pp: 388–390, 2005.
- [Shao\_2005] W. Shao, and B. Zhou, “**UWB microwave imaging for breast tumor detection in inhomogeneous tissue**”, Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology, 27th Annual Conference, Shanghai, China, pp: 1496–1499, 2005.
- [Siegel\_2015] R. L. Siegel, K. D. Miller, and A. Jemal, “**Cancer statistics, 2015**”, CA: A Cancer Journal for Clinicians, volume 65, Issue 1, pp. 5-29, Jan. 2015.
- [Smith AP-2004] AP. Smith, PA. Hall, and DM. Marcello , “ **Emerging technologies in breast cancer detection,**” Radiology Management, volume 26, Issue 4, pp:16-24, 2004
- [Smola\_2004] AJ .Smola, B.Schölkopf, “**A tutorial on support vector regression**”, Statistics and Computing, volume14, Issue 3, pp: 199–222, 2004.
- [spandana\_ 2014] SpandanaVemulapalli, “**Early Breast Cancer Diagnosis Using Microwave Imaging Via Space-Frequency Algorithm** ”, master of sciencede B.E, Manipal Institute of Technology, soutenuen 2014.
- [Stang\_2008] John P. Stang, “**A 3D Active Microwave Imaging System for Breast Cancer Screening** ”, Dissertation submitted in partial fulfillment of therequirements for the degree of Doctor of Philosophy in the Department of Electrical and Computer Engineering in the Graduate School of Duke University, 2008
- [Tavassolian\_2006] N. Tavassolian “**Imaging Breast Tumors with Microwaves: Simulation-Based Assessment of Detection Capabilities of a Broadband Antenna-Sensor,**” Master of Engineering, McGill University, june.2006.
- [Vapnik\_1982] Vapnik V. “**Estimation of dependences based on empirical data**”. New York: Springer Verlag; 1982.
- [Vapnik\_1995] VN .Vapnik, “**The Nature of Statistical Learning Theory,**” New-York: Springer, Verlag, 1995.
- [Wang\_2005] L.Wang, and H. Quek, C “**Optimal size of a feedforward neural network: How much does it matter?**” IEEE, Proceedings of the Joint International Conference on Autonomic and Autonomous Systems and International

- Conference on Networking and Services (ICAS/ICNS 2005), 2005.
- [wikipedia\_2018] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Interpolation\\_d%27Hermite](https://fr.wikipedia.org/wiki/Interpolation_d%27Hermite), Mars 2018
- [Withington\_2003] P. H. Withington, H. Fluhler, and S. Nag, “**Enhancing homeland security with advanced UWB sensors**”, IEEE Microwave Magazine, Volume 4, pp 51-58, 2003.
- [Xie\_2006] Y.Xie; B.Guo; L.Xu; J.Li; P. Stoica ; “**Multi-static adaptive microwave imaging for early breast cancer detection**”. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Volume 53, pp. 1647-1657, 13 March 2006.
- [Xu\_1997] Xu XW, Doi K, Kobayashi T, MacMahon H, Giger ML. “**Development of an improved CAD scheme for automated detection of lung nodules in digital chest images,** ” Medical Physics; Volume 24, Issue 9 pp:1395–403, 1997.
- [Zafiroopoulos\_2006] E. Zafiroopoulos, I.Maglogiannis, I.Anagnostopoulos, “**A Support Vector Machine Approach to breast Cancer Diagnosis and Prognosis,**” in IFIP International Federation for Information Processing, Volume 204, (Boston: Springer), pp: 500-507, 2006.
- [Zhang\_2008] Y.Zhang, and L.Wu, “**Weights optimization of neural network via improved BCO approach,**” Progress In Electromagnetic Research, PIER, volume: 83, pp: 185–198, 2008.
- [Zhou\_2002] Zhou ZH, Jiang Y, Yang YB, Chen SF. Lung “**Cancer cell identification based on artificial neural network ensembles,** ” Artificial Intelligence in Medicine, volume 24, Issue 1 pp:25–36, 2002.
- [Zhurbenko\_2011] Vitaliy Zhurbenko, “**Challenges in the Design of Microwave Imaging Systems For Breast Cancer Detection,**” Advances in Electrical and Computer Engineering, volume 11, Issue 1, pp: 91-96, 2011.
- [ZIGHED\_2000] Djamel A. Zighed, Ricco Rakotomalala, “**GraphesD’induction(Apprentissage Et Data Mining),** ” Edition hermès, pp: 25-27, 2000.
- [ZITOUNI\_2014] Messaoud Zitouni, F. AMOKRANE, F. CHERF-BOUZIDA. “**Plan National Cancer 2015-2019 : nouvelle vision stratégique centrée sur le malade**”, Octobre 2014.

## RESUME

Récemment, l'imagerie micro-onde a été proposée comme une technique de détection précoce du cancer du sein. Elle est basée sur le contraste intrinsèque des propriétés diélectriques des tissus mammaires sains et cancéreux aux fréquences micro-onde. Une impulsion ultra large bande est transmise à travers le sein et une partie de celle-ci est diffusée le signal reçu par des antennes entourant le sein est analysé pour révéler l'existence et l'emplacement de la tumeur.

L'étude réalisée dans cette thèse se concentre essentiellement sur la détection du cancer du sein à un stade précoce, en utilisant plusieurs configurations du système d'imagerie micro-onde. La technique proposée est basée sur l'utilisation de deux approches : les réseaux de neurones artificiels (RNA) et les machines à vecteur de support (SVM).

En utilisant l'environnement CST, nous avons modélisé un prototype mammaire où une tumeur de forme sphérique de 0.25 cm de rayon est placée à des positions arbitraires. Deux antennes rectangulaires de type micro-ruban ultralarge bande ont été utilisées pour transmettre et recevoir des impulsions à une fréquence de 4 GHz. Afin d'avoir les sept configurations du système d'imagerie micro-onde utilisées pour générer les différentes bases de données, nous avons procédé à une rotation de l'antenne émettrice d'un angle allant de  $0^\circ$  à  $90^\circ$  avec un pas de  $15^\circ$ .

Le fait de procéder à une rotation de l'antenne émettrice, nous avons pu avoir un résultat satisfaisant en termes de détection et de localisation d'une tumeur du sein à un stade précoce en utilisant les RNAs et l'approche SVM. Les deux modèles proposés sont très prometteur pour la détection précoce des tumeurs allons jusqu'à 0.25 cm de résolution.

**Mots clés:** Cancer du sein, Détection et localisation, Imagerie micro-onde, Réseau de Neurones Artificiel (RNA), Machine à Vecteur de Support (SVM).

## ABSTRACT

In recent times, the microwave imaging has been suggested as an early method of detection of the breast tumors. It is founded on the contrast of the dielectric properties of the healthy and cancerous breast tissues to the microwave frequencies.

An ultra-wide band pulse is transmitted through the breast and a part of it is diffused. The signal received by the antennas surrounding the breast is examined to discover the existence and the location of the tumor.

The study realized in this thesis is mainly concentrated on the detection of cancer in the breast at an early stage using several configurations of the microwave imaging system.

The proposed technique is based on the use of two approaches: the artificial neural networks (ANN) and the support vector machines (SVM). We have modeled a prototype of breast where a spherical tumor of 0.25 cm of radius is placed at arbitrary positions.

By using the CST environment, a mammary prototype was modeled, where a 0.25 cm of radius spherical tumor is placed at arbitrary positions. Two rectangular antennas of micro-ruban ultra-wide band type were used to transmit and receive the impulsions at a frequency of 4 GHz.

In order to have the seven used configurations of the micro wave imaging system to generate the different data base, we have proceeded by a rotation of the transmitting antenna of an angle going from  $0^\circ$  to  $90^\circ$  with a step of  $15^\circ$ .

The fact to proceed to a rotation of the transmitting antenna, we were able to get a satisfied result in terms of detection and location of an early tumor of breast using the RNAs and the SVM approach. The two proposed models are very promising for the early detection of tumors going up to 0.25 cm of resolution.

**Keys words:** Breast cancer, detection and localisation, micro wave imaging, Artificial Neural Networks (ANN), Support Vector Machines (SVM).

## المخلص

في الأونة الأخيرة, تم اقتراح التصوير بالميكروويف كأسلوب للكشف المبكر عن سرطان الثدي. و هو مبني على التباين الجوهري لخصائص العزل الكهربائي للأنسجة الثديية الصحية و السرطانية عند ترددات الميكروويف.

ينتقل نبضة نطاق عريض جداً من خلال الثدي وينتشر جزء منها، ويتم تحليل الإشارة المستقبلية من الهوائيات المحيطة بالثدي للكشف عن وجود الورم وموقعه. وتركز الدراسة التي أجريت في هذه الأطروحة بشكل أساسي على الكشف عن سرطان الثدي في مرحلة مبكرة، باستخدام عدة تشكيلات لنظام التصوير بالموجات الصغرى. وتستند التقنية المقترحة إلى استخدام نهجين: شبكات الخلايا العصبية الاصطناعية وآلة ناقل الحركة.

باستخدام بيئة سي آ تي قمنا بتصميم نموذج أصلي للثدي حيث تم وضع ورم كروي نصف قطره 0.25 سم في مواقع تعسفية. تم استخدام اثنين من الهوائيات الصغيرة مستطيلة الشكل و واسعة النطاق لنقل و استقبال النبضات بمعدل ثابت بتردد 4 جيجا هرتز.

من أجل الحصول على التكوينات السبعة لنظام التصوير بالميكروويف المستخدم في إنشاء قواعد بيانات مختلفة، شرعنا في دوران هوائية الإرسال بزواوية تتراوح من  $0^\circ$  إلى  $90^\circ$  بخطوة  $15^\circ$ .

من خلال تدوير هوائية الإرسال، يمكن أن يكون لدينا نتيجة مرضية من حيث الكشف وتحديد موقع ورم الثدي في المراحل المبكرة ولذلك، كلا النموذجين واعدان جدا للكشف المبكر عن الأورام التي تصل إلى دقة 0.25 سم.

## الكلمات المفتاحية

الكشف عن سرطان الثدي، تصوير الميكروويف، شبكات الخلايا العصبية الاصطناعية، وآلة ناقل الحركة.